

UNIVERSITÉ DU QUÉBEC

MÉMOIRE PRÉSENTÉ À
L'UNIVERSITÉ DU QUÉBEC À TROIS-RIVIÈRES

COMME EXIGENCE PARTIELLE
DE LA MAÎTRISE EN INGÉNIERIE – CONCENTRATION GÉNIE INDUSTRIEL

PAR
BACEM KTARI

DÉVELOPPEMENT D'UN MODÈLE DE PRÉVISION DES QUANTITÉS DE
DÉCHETS ÉLECTRONIQUES GÉNÉRÉS PAR LE MARCHÉ DE
TÉLÉCOMMUNICATION

MAI 2018

Université du Québec à Trois-Rivières

Service de la bibliothèque

Avertissement

L'auteur de ce mémoire ou de cette thèse a autorisé l'Université du Québec à Trois-Rivières à diffuser, à des fins non lucratives, une copie de son mémoire ou de sa thèse.

Cette diffusion n'entraîne pas une renonciation de la part de l'auteur à ses droits de propriété intellectuelle, incluant le droit d'auteur, sur ce mémoire ou cette thèse. Notamment, la reproduction ou la publication de la totalité ou d'une partie importante de ce mémoire ou de cette thèse requiert son autorisation.

UNIVERSITÉ DU QUÉBEC À TROIS-RIVIÈRES

Ce mémoire a été dirigé par :

Georges Abdul-Nour, Ph.D.

Université du Québec à Trois-Rivières

Jury d'évaluation du mémoire :

Georges Abdul-Nour, Ph.D.

Université du Québec à Trois-Rivières

Mbarek El Bounjimi, Ph.D.

Institut d'innovation en logistique du Québec

Raymond Vaillancourt, ing., M.sc.A.

Hydro-Québec

REMERCIEMENTS

Je tiens d'abord à remercier Monsieur Georges Abdul-Nour, directeur, professeur titulaire, codirecteur de l'Institut de recherche sur les PME à l'Université du Québec à Trois-Rivières. Je lui suis également reconnaissant pour sa disponibilité permanente et pour les nombreux encouragements qu'il m'a prodigués.

Ma gratitude, mon profond respect et mes sincères remerciements à tous les membres du jury pour leur attention consacrée à l'égard de ce travail.

RÉSUMÉ

Les équipements de télécommunication en fin de vie présentent une valeur très importante en termes de métaux contenus dans les déchets générés. Afin de profiter d'un tel potentiel économique récupérable par recyclage, la prévision des quantités en fin de vie générées s'avère primordiale. Cette recherche vise à proposer un modèle de prévision de déchets électroniques composé d'une méthode d'estimation, d'un modèle de prévision et d'une modélisation paramétrique de la durée de vie. Le recensement des écrits a permis d'énumérer et de classifier les méthodes et les modèles de prévision ainsi que la modélisation de la durée de vie selon l'état du marché étudié. Le modèle propose la méthode d'estimation « Distribution Delay » qui se base sur l'historique des ventes et une modélisation paramétrique de la durée de vie où les distributions Weibull, normale, log-normale et exponentielle sont testés. Contrairement aux études classiques, un coefficient de raccourcissement de la durée de vie causé par l'obsolescence technologique est également intégré. Les modèles de prévision du marché de télécommunication sont ceux qui prennent en considération la pénétration technologique et la croissance forte de ce marché. En effet, le modèle logistique, le modèle de Gompertz et ARIMA sont testés et le modèle sélectionné est celui qui minimise le carré moyen des erreurs.

Ce dernier est ensuite appliqué sur le marché des téléphones intelligents en Amérique du Nord. Les résultats ont démontré que le modèle logistique est le meilleur à présenter la croissance des ventes et que la distribution Weibull est la plus apte à modéliser la durée de vie. Le coefficient de dépréciation de la durée de vie causé par l'obsolescence technologique est également intégré. Ce phénomène est, en effet, susceptible d'augmenter les déchets des téléphones intelligents dans les prochaines années pour atteindre les 248,7 millions d'unités en 2022.

Les résultats ont également démontré aussi un potentiel important de métaux récupérables par le recyclage de ce déchet qui peut atteindre 62,9 tonnes d'or et 125,8 tonnes d'argent entre 2010 et 2023.

TABLE DES MATIÈRES

REMERCIEMENTS	iv
RÉSUMÉ	v
LISTE DES TABLEAUX.....	xi
LISTE DES FIGURES.....	xiii
LISTE DES ACRONYMES	xv
INTRODUCTION GÉNÉRALE	1
CHAPITRE 1 – CONTEXTE ET OBJECTIF DE LA RECHERCHE	3
1.1 Contexte de la recherche	3
1.1.1 DEEE au monde et au Canada	4
1.1.2 La logistique inverse	6
1.1.3 Gestion de fin de vie d'un équipement	7
1.1.4 Importance de prévision dans la logistique inverse	8
1.1.5 Valorisation et recyclage des équipements électroniques en fin de vie	9
1.2 Problématique	10
1.3 Questions de recherche	11
1.4 Objectifs	11
1.4.1 Objectif principal	11
1.4.2 Objectifs secondaires	12
CHAPITRE 2 – REVUE DE LA LITTÉRATURE	13
2.1 Méthodes et modèles de prévision des DEEE.....	13
2.1.1 Les méthodes d'estimation des DEEE	13
2.1.2 Modèles de prévision : séries chronologiques (<i>time series model</i>).....	21

2.1.3 Combinaison des méthodes d'estimation et modèles de prévision utilisés dans les articles récents	26
2.1.4 Matrice de revue de la littérature	28
2.2 Durée de vie d'un équipement	32
2.2.1 Fiabilité et taux de pannes.....	32
2.2.2 Obsolescence technologique	37
2.2.3 Combinaison mortalité et obsolescence technologique	39
2.3 Les méthodes d'estimation, les modèles de prévision et la durée de vie selon le marché étudié	41
CHAPITRE 3 – MÉTHODOLOGIE DE RECHERCHE	44
3.1 Choix des méthodes d'estimation des DEEE pour l'industrie des TIC	44
3.2 Modèle d'estimation proposé.....	47
3.3 Estimation de la durée de vie	48
3.3.1 Modélisation de la fiabilité	48
3.3.2 Critères de choix de la distribution la plus adéquate	49
3.4 Intégration de l'obsolescence technologique	49
3.5 Modèle de prévision.....	49
3.5.1 Modèle logistique.....	50
3.5.2 Modèle de Gompertz.....	50
3.5.3 Modèle ARIMA : méthode de Box & Jenkins.....	51
3.5.4 Critères de choix	51
3.6 Application du modèle proposé	52

CHAPITRE 4 – DÉVELOPPEMENT D’UN MODÈLE D’ESTIMATION ET DE PRÉVISION DES ÉQUIPEMENTS EN FIN DE VIE POUR LE MARCHÉ DE TÉLÉCOMMUNICATION	54
4.1 Introduction.....	54
4.2 Méthode « Distribution Delay ».....	54
4.3 Durée de vie de l’équipement	55
4.3.1 Concept de la durée de vie	56
4.3.2 Fiabilité et pénétration technologique.....	56
4.3.3 Intégration de l’obsolescence technologique future.....	61
4.4 Modèle de prévision des ventes	63
4.4.1 Modèle logistique.....	63
4.4.2 Modèle de Gompertz.....	65
4.4.3 Modèle Box et Jenkins / ARIMA	66
4.5 Estimation des quantités de métaux inclus dans les équipements en fin de vie.....	68
4.6 Perspectives : probabilité des retours.....	69
4.7 Conclusion	70
CHAPITRE 5 – CAS DU MARCHÉ NORD-AMÉRICAIN : TÉLÉPHONES INTELLIGENTS.....	71
5.1 Collecte des données de ventes des cellulaires	71
5.1.1 Sources des données.....	71
5.1.2 Estimations des données manquantes	72
5.2 Modèle de prévision.....	73
5.2.1 Logistique.....	73
5.2.2 Gompertz.....	75
5.2.3 Modèle ARIMA	76

5.2.4 Sélection du modèle de prévision	83
5.2.5 Application du modèle de prévision sélectionné	84
5.3 Estimation durée de vie	85
5.3.1 Collecte des données	86
5.3.2 Maximisation de la fonction de vraisemblance	87
5.3.3 Choix de la distribution	88
5.4 Intégration de l'effet de l'obsolescence technologique dans la durée de vie	89
5.5 Estimation des quantités de téléphones intelligents générés d'ici 2022	91
5.5.1 Scénario 1 : prévision sans intégration du coefficient de l'obsolescence	91
5.5.2 Scénario 2 : prévision avec intégration du coefficient de l'obsolescence	92
5.6 Potentiel des métaux récupérables par recyclage	94
CONCLUSION GÉNÉRALE	97
RÉFÉRENCES	100
ANNEXE 1	104
ANNEXE 2	114
ANNEXE 3	118

LISTE DES TABLEAUX

Tableau 1.1. Génération des DEEE au monde en 2014 (Baldé <i>et al.</i> , 2015)	5
Tableau 1.2. Concentration moyenne des métaux précieux dans certains déchets de PCB (Chancerel, 2010; Holgersson <i>et al.</i> , 2018)	10
Tableau 2.1. Données requises pour chaque méthode de prévision.....	19
Tableau 2.2. Modèles mathématiques pour les méthodes d'estimation.....	20
Tableau 2.3. Caractéristiques des méthodes d'estimation des DEEE	21
Tableau 2.4. Critères de choix des modèles de lissage exponentiel.....	24
Tableau 2.5. Matrice de revue.....	29
Tableau 2.6. Les principales lois de fiabilité.....	36
Tableau 2.7. Méthodes, modèles de prévision et durée de vie selon le marché.....	42
Tableau 4.1. Collecte de données sur la durée de vie	57
Tableau 4.2. Estimation des quantités de métaux inclus dans les équipements en fin de vie	69
Tableau 5.1. Téléphones intelligents vendus aux États-Unis et en Amérique du Nord...	72
Tableau 5.2. Paramètres optimaux du modèle logistique	74
Tableau 5.3. Paramètres optimaux du modèle Gompertz	76
Tableau 5.4. Sélection du modèle ARIMA	82
Tableau 5.5. Comparaison des modèles de prévisions sélectionnés	83
Tableau 5.6. Prévision des ventes des téléphones intelligents en Amérique du Nord	84
Tableau 5.7. Proportion des téléphones intelligents en fonction de leur âge en fin de vie	86
Tableau 5.8. Paramètres loi Weibull	88
Tableau 5.9. Logvraisemblance des distributions candidates	89

Tableau 5.10. La fonction de répartition de Weibull en intégrant le coefficient de l'obsolescence technologique dans la durée de vie	90
Tableau 5.11. Prévision du nombre de téléphones intelligents en fin de vie scénario 1	92
Tableau 5.12. Prévision du nombre de téléphones intelligents en fin de vie scénario 2	93

LISTE DES FIGURES

Figure 1.1. Collection des DEEE au Canada par l'EPRA (EPRA).....	6
Figure 1.2. Flux logistique directe et inverse (modifié de Agrawal <i>et al.</i> , 2015)	7
Figure 1.3. Les trois principales contraintes de récupération de la valeur	8
Figure 2.1. La courbe baignoire	34
Figure 2.2. Probabilité de fin de vie d'un équipement	40
Figure 3.1. Positionnement du projet dans le contexte du marché étudié	46
Figure 3.2. Relation entre ventes, durée de vie et quantités de déchets en fin de vie	48
Figure 3.3. Méthode d'estimation et de prévision proposée	53
Figure 4.1. Schéma de la durée de vie d'un équipement	56
Figure 4.2. Linéarisation de la fonction Weibull	61
Figure 4.3. Effet de l'obsolescence technologique sur la durée de vie d'un équipement	62
Figure 4.4. Détermination des paramètres de la fonction logistique.....	64
Figure 4.5. Probabilité de retour du produit (Liang <i>et al.</i> , 2014).....	70
Figure 5.1. Régression non linéaire – modèle logistique.....	74
Figure 5.2. Régression non linéaire – modèle Gompertz.....	75
Figure 5.3. Corrélogramme de la fonction d'autocorrélation pour la série chronologique avec $d = 0$	77
Figure 5.4. Corrélogramme de la fonction d'autocorrélation pour la série chronologique avec $d = 1$	78
Figure 5.5. Corrélogramme de la fonction d'autocorrélation pour la série chronologique avec $d = 2$	79
Figure 5.6. Corrélogramme de la fonction d'autocorrélation pour la série chronologique avec $d = 1$	80

Figure 5.7. Corrélogramme de la fonction d'autocorrélation partielle pour la série chronologique avec $d = 1$	81
Figure 5.8. Modèle ARIMA (1,1,1)	82
Figure 5.9. Modèle de prévision logistique.....	85
Figure 5.10. Proportion des téléphones intelligents en fonction de leur âge en fin de vie	87
Figure 5.11. Fonction de répartition en fonction de la date de vente du téléphone intelligent	91
Figure 5.12. Prévision du nombre de téléphones intelligents en fin de vie entre 2010 et 2023	94
Figure 5.13. Quantité de métaux précieux inclus dans les téléphones intelligents en fin de vie	95
Figure 5.14. Quantité de métaux communs dans les téléphones intelligents en fin de vie	96

LISTE DES ACRONYMES

ARIMA	Autoregressive Integrated Moving Average
CU	Consommation et utilisation
DEEE	Déchets d'équipements électriques et électroniques
EEE	Équipements électriques et électroniques
MAE	Mean Absolute Error
MSE	Mean Square Error
MFA	Material Flow Analysis
PBM	Population Balance Model
PCB	Printed Circuit Board

INTRODUCTION GÉNÉRALE

La consommation d'équipements électriques et électroniques (EEE) ne cesse d'augmenter dans le monde entier. Par conséquent, la quantité générée de déchets d'équipements électriques et électroniques (DEEE) en fin de vie augmente également.

Parallèlement à cette croissance, une législation relative à cette question a été adoptée dans différents pays dans le but d'améliorer la gestion des DEEE.

Les métaux inclus dans ces déchets présentent également un potentiel économique important pour les entreprises de recyclage. Plusieurs études ont démontré la présence de métaux précieux, surtout dans les équipements issus de l'industrie de télécommunication.

Dans le cadre de développement d'une logistique inverse qui se manifeste dans la gestion de fin de vie des équipements, la prévision des quantités générées présente la première contrainte, surtout dans un contexte incertain et une évolution technologique en forte croissance.

Le but de cette recherche est de développer un cadre général présentant un modèle de prévision des quantités de DEEE générés par le marché de télécommunication.

Afin d'y arriver, une classification des méthodes d'estimation et des modèles de prévision selon l'état du marché est nécessaire. Ainsi, une modélisation de la durée de vie la plus fidèle à la réalité est primordiale tout en prenant en considération le raccourcissement de la durée de vie provoqué par une obsolescence technologique forte pour le marché de télécommunication.

Ce mémoire est composé de cinq chapitres. D'abord, le chapitre I, intitulé « Contexte et objectif de la recherche » où le contexte général des DEEE et de la gestion de fin de vie

des équipements sera présenté ainsi que la problématique, les objectifs et les limites de la présente recherche. Ensuite, le chapitre 2 intitulé « Revue de la littérature » où l'état de l'art concernant les méthodes d'estimation des DEEE, les modèles de prévision des marchés et la modélisation de la durée de vie seront énumérés et classifiés. Puis, le chapitre 3 intitulé « méthodologie de recherche » présentera la méthodologie à suivre afin de mettre en place un modèle de prévision de déchets électroniques issus du marché de télécommunication. Dans le chapitre 4 intitulé « Développement d'un modèle d'estimation et de prévision des d'équipements en fin de vie pour le marché de télécommunication », le cadre général pour le développement d'un modèle d'estimation et de prévision sera mis en place. Enfin, le chapitre 5 intitulé « Cas du marché nord-américain : téléphones intelligents » présente une application du modèle développé pour le cas du marché des téléphones intelligents en Amérique du Nord. Toutes les étapes décrites dans le modèle théorique seront appliquées afin de quantifier les prévisions du nombre de téléphones intelligents en fin de vie en Amérique du Nord lors des prochaines années.

CHAPITRE 1 – CONTEXTE ET OBJECTIF DE LA RECHERCHE

1.1 Contexte de la recherche

Bien que le changement rapide de la technologie offre des services supplémentaires et rend la vie plus facile, il présente un catalyseur pour la génération des déchets électriques et électroniques. Avec le développement des nouvelles technologies et l'émergence de l'industrie 4.0, la durée de vie de ces produits devient plus courte. Par conséquent, le volume de déchets électroniques augmente considérablement dans le monde entier.

D'autre part, la réglementation environnementale devient de plus en plus stricte à la suite de la mise en place de lois imposant aux industriels de collecter, valoriser et recycler ces produits en fin de vie. Ceci amène la question de la gestion de ces équipements en fin de vie, surtout pour les équipements avec des durées de vie courtes.

Face à ce contexte et pour répondre à ces contraintes, un nouveau concept, appelé la logistique inverse, est apparu. Il consiste à gérer le flux de retour des produits en fin de vie. Ce flux comporte la récupération et le traitement de ces produits dans le but de les valoriser et d'en tirer le maximum de valeur.

La présence de métaux précieux dans le flux de déchets électroniques fournit un avantage économique majeur pour les industries de recyclage. En effet, plusieurs études suggèrent qu'il y aurait jusqu'à 60 métaux différents présents dans les déchets électroniques, y compris le cuivre, l'argent, l'or et d'autres métaux précieux, ce qui constitue une incitation économique pour les entreprises de recyclage.

L'un des défis est de prévoir avec précision les quantités de déchets électriques et électroniques. Le gaspillage électronique total (déchets électroniques) observé dans le monde a été estimé à environ 41,8 millions de tonnes en 2014.

Selon Baldé, Wang, Kuehr et Huisman (2015), le gaspillage total réalisé au Canada était de 725 mille tonnes en 2014, soit un gaspillage électronique généré par habitant de 20,4 kg. Il existe plusieurs organisations qui travaillent actuellement dans diverses provinces et territoires pour gérer la collecte et le recyclage des déchets électroniques. Ces organisations ont recueilli près de 20 % du gaspillage total généré en 2014. Le taux de collecte des déchets électroniques peut être stimulé par une sensibilisation croissante et par la création de plus de centres pour collecter toutes sortes de déchets électroniques. Les déchets électroniques collectés sont traités dans des installations de traitement locales qui effectuent principalement les démarches de démantèlement et d'élimination des matières dangereuses. Puis, le matériel restant est envoyé à un emplacement central pour un traitement ultérieur.

Dans le contexte de la logistique inverse, la prévision présente la première contrainte afin de rentabiliser notre processus. Généralement, dans tous les modèles de prévision des quantités générées des déchets électroniques et électriques des équipements, l'estimation de la durée de vie de l'équipement s'avère obligatoire.

Cependant la modélisation de la durée de vie s'avère complexe car elle dépend de plusieurs paramètres. La fiabilité et l'obsolescence technologique demeurent les paramètres les plus importants.

1.1.1 DEEE au monde et au Canada

Les DEEE générés par le monde entier ont été estimés à 41,8 million de tonnes en 2014 avec une moyenne de 5,9 kg/habitant. Le tableau 1.1 montre que cette moyenne est plus élevée pour les pays développés : Canada, Belgique, États-Unis, Allemagne, Japon, Royaume-Uni, Suisse et Australie.

Tableau 1.1. Génération des DEEE au monde en 2014 (Baldé *et al.*, 2015)

Pays	DEEE (mille tonnes)	DEEE/habitant (kg)	Population (millions)
Canada	725	20,4	35,5
États-Unis	7072	22,1	319,7
Allemagne	1769	21,6	81,5
Royaume Uni	1511	23,5	64,2
Japon	2200	17,3	127,1
Suisse	213	26,3	8,1
Belgique	242	21,4	11,3
Australie	468	20	23,4
Chine	6033	4,4	1367,5
Inde	1641	1,3	1255,6
Brésil	1412	7	201,4
Mexique	958	8,2	117,2

La figure 1.1 présente les quantités de déchets électroniques collectés par l'*Electronic Product Recycling Association* (EPRA) de 2012 à 2014 au Canada. Ce taux global de collecte est à la hausse. Selon Kumar et Holuszko (2016), la raison pourrait être une augmentation des lieux de dépôt et une sensibilisation accrue.

La collecte totale par toutes les organisations ne peut pas être calculée car la plupart de ces programmes ont été lancés récemment et, par conséquent, les données des premières années ne sont pas disponibles. Le taux de collecte d'autres programmes de recyclage a également augmenté au cours des dernières années. On peut citer les programmes suivants : EnCorp Pacific Canada, Alberta Recycling, Canadian Electrical Stewardship Association, Scout Environmental, ReGeneration, Outdoor Power Equipment Institute of Canada (OPEIC), Call2Recycle, Recycle My Cell, Rethink It.

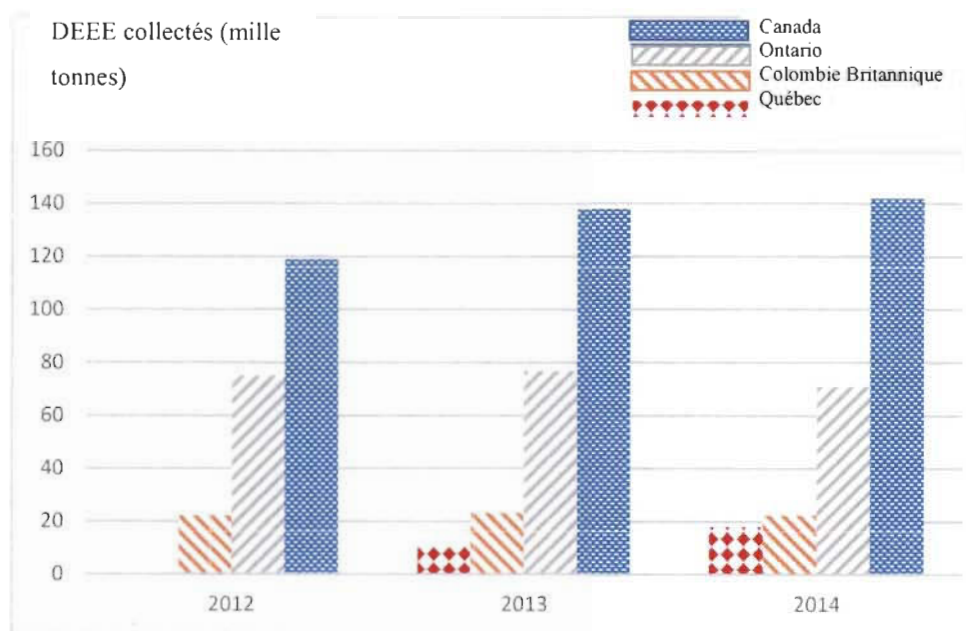


Figure 1.1. Collection des DEEE au Canada par l'EPRA (EPRA)

1.1.2 La logistique inverse

La logistique inverse est un concept émergent qu'on rencontre dans la littérature sous différents termes : logistique inversée, gestion de la récupération des produits, logistique verte, etc.

Thierry, Salomon, Van Nunen et Van Wassenhove (1995, p. 114) définissent la logistique inverse comme étant « la gestion des produits, des composants et des matériels usés ou éliminés ». Ainsi, selon les mêmes auteurs, l'objectif de la gestion de récupération des produits en fin de vie est de retirer le maximum de valeur économique raisonnablement possible, tout en réduisant la quantité de déchets.

En général, une chaîne logistique inverse comprend les activités suivantes : l'acquisition/collecte, l'inspection/tri, le traitement, l'élimination et la redistribution.

Aujourd'hui, le concept de la logistique inverse prend de l'ampleur à cause des contraintes environnementales et des profits potentiellement réalisables grâce à la réutilisation, la refabrication et le recyclage des produits récupérés.

1.1.3 Gestion de fin de vie d'un équipement

Les produits utilisés ou retournés sont collectés après leur acquisition et sont inspectés pour les différentes alternatives. La prochaine étape consiste à les disposer pour la réparation, la refabrication, le recyclage, la réutilisation ou l'élimination définitive. Les processus clés sont identifiés comme l'acquisition, la collecte, l'inspection/tri des produits et la disposition des produits. Ils sont illustrés dans la figure 1.2 qui est inspirée du travail de Agrawal, Singh et Murtaza (2015).

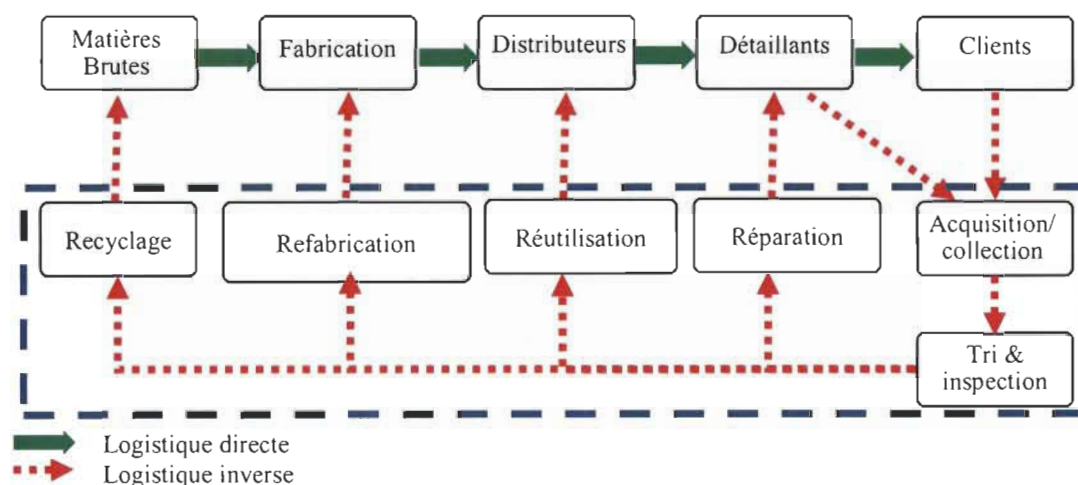


Figure 1.2. Flux logistique directe et inverse (modifié de Agrawal *et al.*, 2015)

La première étape consiste en le processus d'acquisition de produits, de composants ou de matériaux utilisés par les utilisateurs finaux pour un traitement ultérieur. Puisque les retours de produits sont incertains en termes de temps, de quantité et de qualité, leur acquisition est importante pour le succès de la logistique inverse. Après l'acquisition, les

produits sont recueillis et livrés pour inspection, tri et disposition. Enfin, la meilleure alternative sera choisie de manière à maximiser le profit.

1.1.4 Importance de prévision dans la logistique inverse

Geyer et Jackson (2004) résument la complexité de la chaîne logistique inverse en trois contraintes principales : contrainte de collecte, contrainte de traitement et contrainte de la demande.

La figure 1.3 illustre ces trois contraintes menaçant le processus de la récupération de valeur.

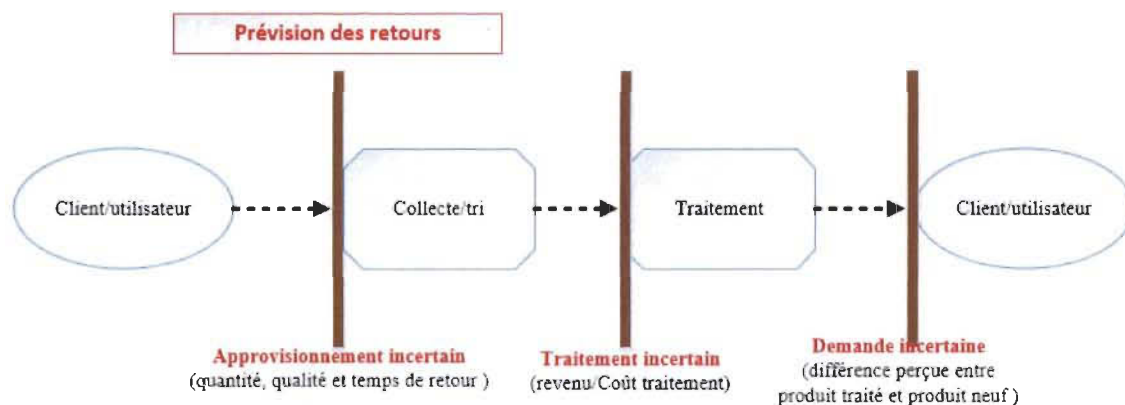


Figure 1.3. Les trois principales contraintes de récupération de la valeur

Il est clair que la prévision des retours est la première contrainte dans le processus de récupération de valeurs. Même si la croissance des ventes pousse à générer de plus en plus de déchets, une prévision sur un horizon bien défini est manquante.

Une telle prévision aidera à estimer la rentabilité d'un projet de développement d'un procédé de recyclage.

1.1.5 Valorisation et recyclage des équipements électroniques en fin de vie

Bien que la gestion des produits électroniques en fin de vie présente un défi environnemental mondial, elle présente un grand potentiel économique pour les entreprises de remise à neuf et de recyclage.

La refabrication ou la mise à neuf est un marché très important qui offre 28 000 emplois en Europe avec une valeur de 3,34 milliards de dollars US. Au Canada, en 2013, les fabricants de produits électroniques ont récupéré 8 000 tonnes de produits électroniques pour des buts de réutilisation et de remise à neuf.

Le marché de recyclage, et plus précisément la récupération des métaux précieux contenus dans les cartes électroniques des équipements électroniques, est en pleine croissance. Les estimations en 2013 montrent que le revenu de ce marché est de 2,2 milliards de dollars avec un revenu de 20 300 \$/tonne de cartes recyclées.

L'organisme Recyclage des produits électroniques Canada (EPSC), dans son rapport annuel en 2015, a mentionné que la concentration en matériaux précieux (or, argent et platine) contenus dans les déchets des cartes électroniques est de 40 à 50 fois supérieure à celle du minerai extrait. Ceci présente un potentiel à un accès à davantage de matériaux avec le même effort tout en réduisant la pollution environnementale.

Le Programme des Nations Unies pour l'environnement (UNEP) rapporte que pour une tonne de téléphones portables, il est possible de récupérer de l'or, de l'argent, du palladium et du cuivre avec des quantités respectives de 340 g, 3,5 kg, 140 g et 130 kg. Pour un seul téléphone, les métaux précieux sont de l'ordre de : 250 mg d'argent, 24 mg d'or, 9 mg de palladium et 9 g de cuivre. Si on applique ces teneurs sur l'ensemble des téléphones portables, on retrouve des quantités relativement importantes.

Le tableau 1.2 présente les concentrations moyennes des métaux précieux dans certains déchets des circuits imprimés (PCB), selon les études de Chancerel (2010) et Holgersson, Steenari, Björkman et Cullbrand (2018).

Tableau 1.2. Concentration moyenne des métaux précieux dans certains déchets de PCB (Chancerel, 2010; Holgersson *et al.*, 2018)

Source de carte	Concentration moyenne (g/t)		
	Or (Au)	Argent (Ag)	Palladium (Pd)
Téléphone portable	350	1380	210
Ordinateur portable	250	1000	110
GPS	563	5033	688
Ordinateur de bureau	225	1000	90
Écran LCD ordinateur	60	250	19
Écran LCD TV	17	280	10
Lecteur DVD	15	115	4
Imprimante	47	350	9
Routeurs/modems	199	1213	19

1.2 Problématique

Le marché dynamique de télécommunication accélère la génération de déchets électroniques. Vu la présence des métaux précieux dans ces équipements et surtout dans les cartes électroniques PCB, il s'avère intéressant de mettre en place les procédés de recyclage dans le cadre de la logistique inverse. La première contrainte dans un tel procédé est la prévision des quantités des retours afin de rentabiliser le processus de valorisation et de mesurer avec plus de précision la capacité du flux entrant pour un tel projet. Par la suite, il est très important d'estimer les quantités de déchets électroniques générés dans les prochaines années.

Ceci servira ensuite à estimer les quantités retournées en étudiant le comportement du client à retourner les produits en fin de vie. Plusieurs facteurs dont l'estimation de la durée

de vie des équipements rend cette prévision difficile à cause du contexte stochastique de l'obsolescence due à l'évolution technologique et de la fiabilité liée au taux de défaillance dû aux pannes accidentelles et de vieillissement.

1.3 Questions de recherche

En se basant sur la problématique précédente, plusieurs questions de recherche sont posées :

- Quelles sont les méthodes d'estimation des quantités de déchets électroniques qui vont être générées au cours des prochaines années?
- Quels sont les modèles de prévision du marché de télécommunication?
- Comment modéliser la durée de vie de ces équipements en considérant la fiabilité et l'obsolescence technologique?

1.4 Objectifs

1.4.1 Objectif principal

L'objectif principal de ce projet est de développer un modèle de prévision des quantités de déchets électroniques qui seront générés dans les prochaines années. À partir de ces quantités, le potentiel des métaux récupérables par recyclage sera estimé.

Cet objectif sera atteint à partir d'une combinaison entre une méthode d'estimation et d'un modèle de prévision.

1.4.2 Objectifs secondaires

Pour atteindre l'objectif principal, il faut :

- recenser la littérature portant sur les méthodes d'estimation des quantités de déchets électriques et électroniques générés;
- vérifier l'applicabilité et classer les méthodes d'estimation selon les types des produits et du marché;
- sélectionner les modèles de prévision adéquats pour le marché de télécommunication;
- modéliser la durée de vie des équipements en considérant la fiabilité et l'obsolescence technologique.

CHAPITRE 2 – REVUE DE LA LITTÉRATURE

Dans ce chapitre, en se basant sur la revue de la littérature, les méthodes d'estimation des déchets électroniques, les modèles de prévision du marché les plus utilisés, l'avancement de la recherche dans ce domaine ainsi que les modèles de durée de vie seront énumérés. Cela servira à sélectionner le modèle le plus adéquat pour notre étude.

Ensuite, la durée de vie des équipements sera présentée en soulignant les deux facteurs majeurs qui l'influencent : la fiabilité et l'obsolescence technologique.

2.1 Méthodes et modèles de prévision des DEEE

Plusieurs approches ont été développées pour estimer les quantités de certaines catégories d'équipement en fin de vie générées périodiquement. Selon Li, Yang, Lu et Song (2015), ces approches peuvent être classifiées en quatre méthodes : les analyses entrées-sorties, les séries chronologiques, les modèles de facteurs et les analyses liées à l'élimination.

Plusieurs auteurs font la différenciation entre les méthodes d'estimation et les séries chronologiques et considèrent ces dernières plutôt comme des modèles de prévision du marché.

Il faut noter que les méthodes d'estimation ne sont pas exclusives. Une combinaison de méthodes peut être appliquée.

2.1.1 Les méthodes d'estimation des DEEE

Les méthodes les plus utilisées dans la littérature présentent trois grandes catégories : les analyses liées à l'élimination, les modèles factoriels et les analyses entrées-sorties.

2.1.1.1 Les analyses liées à l'élimination (*disposal related analysis*)

Les analyses liées à l'élimination utilisent les données des déchets électroniques obtenus à partir des canaux de collecte, des installations de traitement et des sites d'élimination (Wang, Huisman, Stevels et Baldé, 2013). Cette méthode est rarement mentionnée pour estimer les quantités de DEEE éliminées (Li *et al.*, 2015).

Les quantités de déchets électroniques enregistrées au niveau des installations locales de récupération de déchets sont la source d'information. Les enregistrements des recettes de déchets électroniques dans toutes les installations locales de déchets sont une source d'information. Les données sur l'élimination des déchets électroniques peuvent également être obtenues au niveau des installations d'élimination finale (Chung, 2012).

Les résultats ont une faible cohérence au fil du temps, en raison des changements dynamiques entre la mise au rebut et les canaux commerciaux (Magalini, Wang, Huisman, Kuehr, Baldé, Van Straalen et Akpulat, 2014).

Le gouvernement de la région administrative spéciale de Hong Kong a utilisé ce modèle afin d'estimer les déchets électroniques générés à travers la ville (Environnement Bureau, 2010).

2.1.1.2 Modèles de facteurs

Le modèle de facteurs intègre des variables socioéconomiques et autres variables explicatives. Ces variables explicatives comprennent la population, le niveau de revenu, la taille du ménage, le type de résidence, l'âge, l'emploi et la consommation d'électricité (Li *et al.*, 2015).

Selon Wang *et al.* (2013), c'est la méthode la moins explorée à ce jour en raison d'effets anthropologiques complexes, d'une forte incertitude dans les modèles à long terme et de sa complexité en termes de modélisation.

2.1.1.3 Analyse entrées-sorties (*input-output analysis*)

C'est la méthode la plus utilisée jusqu'à présent. Elle comporte plusieurs variations de modèles multiples et elle est appliquée pour estimer la génération des déchets électroniques dans nombreuses études régionales et nationales. Ce modèle nécessite des informations sur la durée de vie des produits.

Cette méthode comporte plusieurs approches telles que les méthodes « approvisionnement du marché » (*market supply*), « consommation et utilisation » (*consumption and use*), « Time-Step » et « Carnegie Mellon » (Li *et al.*, 2015).

Le tableau 2.2 résume les formules de quelques approches de cette méthode de prévision. Voici deux des méthodes les plus citées dans la littérature.

La méthode « Time-Step »

Avec ce modèle, le changement de stock au cours d'une période dans un système est égal à la différence entre les entrées totales (les ventes) et les sorties (les déchets).

Par conséquent, cette méthode implique deux types de données : les ventes de l'année d'évaluation et les données sur les stocks pour deux années consécutives. Cette méthode a un haut niveau de précision pour mesurer le changement dynamique de déchets uniquement lorsque des données sur les stocks et les ventes précises sont disponibles.

La méthode « Approvisionnement du marché »

Les trois approches les plus utilisées de cette méthode sont :

– « Simple Delay »

Une version simplifiée de la méthode d'approvisionnement du marché est la méthode du « Simple Delay » qui consiste à supposer qu'après une durée de vie fixe, les équipements sont éliminés, c'est-à-dire que la quantité de DEEE générée à un instant « t » est égale à la quantité d'EEE vendue au moment « t » moins la durée de vie. En d'autres termes, la production de déchets électroniques au cours de l'année d'évaluation est considérée comme étant les ventes en une année historique avec un décalage qui correspond à la durée de vie.

– « Distribution Delay »

La méthode du « Distribution Delay » consiste à assumer que la durée de vie suit une distribution statistique. La distribution de durée de vie est définie comme la fonction de densité de probabilité que les EEE qui sont entrés dans la phase d'utilisation à l'instant « t » deviennent obsolètes à l'instant « j ». Plusieurs auteurs ont mentionné que la distribution de durée de vie pour les équipements électroniques est mieux abordée avec la fonction de Weibull (Chancerel, 2010).

– « Carnegie Mellon »

Au lieu d'utiliser la distribution continue de la durée de vie d'un produit, la méthode « Carnegie Mellon » applique une durée de vie moyenne discrète pour différentes étapes du cycle de vie (Steubing, Böni, Schluep, Silva et Ludwig, 2010). Cette méthode alloue les ventes de produits par phases tel que la réutilisation, le stock domestique, le recyclage ou la mise en décharge et chaque phase a des retards de temps différents. Pour une estimation précise, elle exige une analyse complète du

matériel, des flux et leurs retards représentatifs dans toutes les étapes du cycle de vie des produits.

– Consommation et utilisation

Sur un marché saturé, les ventes de nouveaux produits et la répartition selon l'âge des appareils en stock ne changent plus d'une façon significative (Van der Voet, Kleijn, Huele, Ishikawa et Verkuijden, 2002).

Ce modèle calcule la génération de déchets électroniques en pourcentage fixe du stock total divisé par la durée de vie moyenne du produit. Selon Chancerel (2010), cette méthode consiste à diviser les stocks d'EEE dans les ménages et les entreprises par la durée de vie moyenne. Les stocks sont déterminés en multipliant les taux de pénétration dans les ménages (entreprises) par le nombre de ménages (entreprises). Les taux de pénétration sont définis comme le nombre moyen d'appareils par habitant ou par ménage.

2.1.1.4 Critères de sélection des méthodes d'estimation

Les deux critères les plus importants pour le choix de la méthode d'estimation sont la disponibilité des données et l'état du marché.

Disponibilité des données

La première contrainte à l'application de ces méthodes que les auteurs ont signalée est la disponibilité des données. Ces variables deviennent un critère essentiel pour le choix de la méthode.

Le tableau 2.1 résume les données requises pour chaque modèle. L'applicabilité de ces méthodes dépend, par la suite, de deux éléments : la disponibilité de ces données et la situation du marché.

Condition du marché : saturé/dynamique

Le deuxième critère de choix de la méthode d'estimation est la condition du marché. Selon Chancerel (2010), la sélection de la méthode la plus adéquate dépend essentiellement de la situation du marché de chaque équipement, c'est-à-dire si le marché est saturé ou dynamique.

Araujo, Magrini, Mahler et Bilitewski (2012) et Ikhlayel (2016) ont estimé les déchets électriques et électroniques respectivement au Brésil et en Jordanie avec différentes méthodes pour les marchés saturés et non saturés. Les deux ont considéré que le marché saturé contient généralement les équipements électriques tels que les réfrigérateurs, les laveuses et les climatiseurs. Alors que le marché dynamique contient les TIC tels que les cellulaires et les PC.

Pour les marchés complètement saturés (le cas des réfrigérateurs, des laveuses et des TV), la méthode « consommation et utilisation » peut être utilisée. Pour les marchés non saturés (le cas des cellulaires et des ordinateurs), cette méthode ne peut pas être précise et cause une sous-estimation des quantités générées.

Selon Ikhlayel (2016), la méthode « Simple Delay » aussi ne peut être efficace dans le cas des marchés en forte croissance. Dans ce cas, la sélection de la méthode « Distribution Delay » ou « Time Step » est efficace.

Le tableau 2.2 présente les formules mathématiques des modèles les plus utilisés dans la littérature. Leur applicabilité dans les marchés saturés et dynamiques sont tirées des travaux de Chancerel (2010) et Ikhlayel (2016).

Tableau 2.1. Données requises pour chaque méthode de prévision

Méthode	Ventes		Lifespan		Stock		Historique des quantités générées	Facteur d'influence
	Année (n)	Historique	Moyenne	Distribution	Année (n)	Historique		
Analyses liées à l'élimination							X	
Modèles de facteurs								X
Analyses entrées-sorties								
« Time Step »	X					X	X	
« Distribution Delay »		X		X				
« Simple delay »	X		X					
Méthode de « Carnegie Mellon »	X		X					
Consommation et utilisation			X		X			

Tableau 2.2. Modèles mathématiques pour les méthodes d'estimation

<i>Méthode</i>	<i>Modèle mathématique</i>	<i>Applicabilité</i>	
		Marché saturé (électro-ménagers)	Marché dynamique (TIC)
« Time Step »	$W(n) = S(n) - [St(n) - St(n-1)]$	X	X
« Simple Delay »	$W(n) = S(n - L^{moy})$	X	
« Distribution Delay »	$W(n) = \sum_{j < n} S(n-j)L(j)$	X	X
Consommation et utilisation	$W(n) = St(n) / L^{(moy)}$	X	
Ventes	$W(n) = S(n)$	X	
<p>W(n) : quantité de déchets d'équipements générés à la période n. S(n) : quantité d'équipements vendus à la période n. St(n) : niveau de stock d'équipement à la période n. L^{moy} : durée de vie moyenne de l'équipement. L(j) : proportion des équipements en fin de vie à l'âge j.</p>			

2.1.1.5 Comparaisons des méthodes d'estimation

Selon la Commission Européenne, trois critères de choix de la méthode d'estimation sont testés afin d'évaluer la méthode d'estimation :

- la disponibilité des données : les données requises pour la méthode sont-elles accessibles pour appliquer la méthodologie chaque année;
- précision : correspond bien à la dynamique du marché et de la technologie, aux divers comportements des utilisateurs;
- simplicité : besoin d'un petit nombre de variables qui sont faciles à collecter et à mettre à jour.

Le tableau 2.3 présente une évaluation des méthodes d'estimation selon les critères de disponibilité des données, la précision et la simplicité. Cette évaluation a été faite par la Commission Européenne (Magalini *et al.*, 2014).

Tableau 2.3. Caractéristiques des méthodes d'estimation des DEEE

Méthode	Disponibilité de données	Précision/prise en compte de la nature du marché	Simplicité
Analyses liées à l'élimination	+	--	++
« Time-Step »	--	++	+
« Distribution Delay »	+	+	+
« Carnegie Mellon »	+/-	+	-
Consommation et utilisation	+	--	++

Pour le cas d'un marché dynamique et pour maintenir à la fois un niveau de précision et un niveau de simplicité acceptables, le choix de la méthode se limite entre la méthode « Time-Step » et « Distribution Delay ».

Le choix de la méthode sera ensuite décidé en fonction de la disponibilité des données pour les équipements concernés.

2.1.2 Modèles de prévision : séries chronologiques (*time series model*)

Afin de prévoir les déchets électroniques générés au futur, la méthode d'estimation doit être combinée avec un modèle de prévision.

Les modèles de séries chronologiques sont largement utilisés, ils se basent sur l'extrapolation des données historiques ainsi que leur distribution dans le futur.

Ces modèles peuvent également être appliqués pour compléter les données des années inconnues passées (Wang *et al.*, 2013).

Selon Li *et al.* (2015), les séries chronologiques se caractérisent par une flexibilité et une demande limitée de données. En effet, dans plusieurs cas, ces modèles n'ont besoin que de deux variables qui sont le temps et le modèle passé de la variable à prédire. Cependant, ce modèle simple conduit généralement à négliger d'autres variables explicatives qui sont significatives de sorte que les changements futurs ne peuvent pas être reflétés (Li *et al.*, 2015; Wang *et al.*, 2013).

La majorité des méthodes déjà citées utilise un modèle de séries chronologiques afin d'estimer la variable à prévoir (ventes, stock, quantité générée, etc.). Ces modèles dépendent essentiellement de la nature et de la croissance que l'on peut avoir.

Les séries chronologiques comprennent plusieurs approches telles que les techniques d'estimation des courbes, lissage exponentiel, l'extrapolation linéaire, l'analyse des tendances et les approches périodiques.

2.1.2.1 Lissage exponentiel

Les méthodes de lissage exponentiel sont apparues dès le début des années 1960. La simplicité de ces méthodes et leur faible coût en dépit des performances qu'elles procurent justifient amplement leur utilisation.

Lissage exponentiel simple

L'idée du lissage exponentiel simple est simpliste mais efficace. Il peut être utilisé dans le cas d'une demande stationnaire. Il s'agit de calculer la prévision pour le temps $t + 1$,

comme moyenne pondérée de la dernière prévision calculée (P_t) et la dernière observation disponible (D_t) :

$$P_{t+1} = P_t + \alpha(D_t - P_t) = \alpha D_t + (1 - \alpha)P_t$$

Équation 2-1

Avec α = constante de lissage ($0 \leq \alpha \leq 1$)

Choix de α : Le choix de ce paramètre est fait de façon à minimiser l'erreur (le carré moyen des erreurs ou l'écart absolu). Plus α est proche de 1 et plus on privilégie les données les plus récentes.

Lissage exponentiel de HOLT

Le lissage exponentiel de Holt s'applique aux chaînes chronologiques sans saisonnalité mais avec tendance qui est localement linéaire. Le modèle est décrit dans l'équation suivante où h est l'horizon de la prévision.

$$P_t(h) = a_t + b_t h$$

Équation 2-2

Avec

$$b_t = \alpha P_t + (1 - \alpha)(b_{t-1} + a_{t-1})$$

$$a_t = \gamma(b_t - b_{t-1}) + (1 - \gamma)a_{t-1}$$

Avec a_t est le niveau, b_t est la pente (tendance) et $0 \leq \alpha, \gamma \leq 1$.

Lissage exponentiel de WINTER

Le lissage exponentiel de Winter s'applique aux chaînes chronologiques avec saisonnalité et avec tendance. On distingue le modèle additive et multiplicatif. Le modèle additif est présenté par l'équation.

$$P_{t+h} = a_t + b_t h + S_{t+h-p}$$

$$\text{Avec } S_T = \nu(-a_T) + (1 - \nu)S_{T-p}$$

Équation 2-3

Avec a_t est le niveau, b_t est la pente (tendance), S_{t+h-p} est la saisonnalité, p est la période de la composante saisonnière et $0 \leq \alpha, \gamma, \nu \leq 1$.

Le tableau 2.4 présente les modèles de lissage et leurs applicabilités selon les critères de tendance et de saisonnalité.

Tableau 2.4. Critères de choix des modèles de lissage exponentiel

Modèle	Tendance	Saisonnalité
Lissage simple	X	X
Lissage de Holt	✓	X
Lissage de Winter	✓	✓

2.1.2.2 Modèle ARIMA

Il a été prouvé que la méthode Box Jenkins (1977) était un outil utile pour prévoir presque tous les ensembles de données. La combinaison des modèles autorégressifs d'ordre p avec la moyenne mobile en ordre q intégrée à d degré produit le modèle ARIMA (p, d, q). Dans

une forme générale, un modèle ARIMA (autorégressif-moyenne mobile) intégré de zéro degré ($d = 0$) peut être présenté comme suit :

$$Y_t = \gamma + \varepsilon_t + \underbrace{\sum_{i=1}^p \alpha_i Y_{t-i}}_{\text{Autorégressif}} + \underbrace{\sum_{i=1}^q \theta_i \varepsilon_{t-i}}_{\text{Moyenne mobile}}$$

Équation 2-4

Où α_i sont les coefficients d'auto-régression, θ_i sont les coefficients de moyenne mobile du modèle, ε_t l'erreur et γ est la moyenne.

La sélection de l'ordre du modèle autorégressif (p), ainsi que l'ordre de la composante moyenne mobile (q), sont basés sur la valeur du critère AIC.

2.1.2.3 Modèles de croissances

Gompertz

Le modèle de Gompertz (ou loi de mortalité de Gompertz) a été initialement déployé pour décrire les taux de mortalité, ensuite son utilisation est entendue dans la prévision des ventes de produits de télécommunication (Petridis *et al.*, 2016).

$$F(t) = me^{-ae^{-bt}}$$

Équation 2-5

Avec « a » lié au temps au bout duquel la diffusion atteint 37 % de son niveau maximum, « b » lié à vitesse de diffusion et « m » le niveau de saturation (Petridis *et al.*, 2016).

Modèle logistique

Le modèle de Fisher et Pry (1971) est basé sur la courbe logistique simple mais avec l'ajout du coefficient de saturation « m ».

$$F(t) = \frac{m}{1 + e^{-(a+bt)}}$$

Équation 2-6

Les paramètres « a » et « b » fournissent des informations concernant l'évolution de la vitesse la diffusion du produit et « m » est le niveau de saturation.

2.1.3 Combinaison des méthodes d'estimation et modèles de prévision utilisés dans les articles récents

Petridis *et al.* (2016) ont développé une méthode de prévision en se basant sur la méthode de « Distribution Delay » et en évaluant plusieurs modèles tels que le modèle logistique, le modèle de tendance, le modèle autorégressif, etc. La spécificité de cet article est qu'il a considéré que la durée de vie des équipements est différente entre les régions à cause de la variabilité dans la diffusion technologique ainsi que les facteurs socio-économiques d'un pays à un autre. Les résultats ont démontré que toutes les durées de vie suivent la loi Weibull sauf pour la Chine où la loi normale était la meilleure. La différence entre les résultats des modèles et les résultats observés a été calculée (Erreur). Le modèle de prévision optimal pour les ordinateurs obsolètes rassemblés a été accompli en minimisant la somme carrée des erreurs.

Polák et Drápalová (2012) ont estimé les quantités de cellulaires qui seraient générées en République Tchèque. La méthode utilisée est basée sur la méthode « Distribution Delay » où les données requises sont les ventes et la distribution de la durée de vie. Les ventes futures sont estimées à l'aide de la fonction logistique alors que la durée de vie avec la méthode des moindres carrés qui est appliquée sur un échantillon de 3 362 cellulaires.

Ikhlayel (2016) a estimé la génération des déchets électroniques et électriques en Jordanie à l'aide de plusieurs méthodes telles que la méthode « consommation et utilisation » et « Simple Delay ». Enfin, il a conclu que l'applicabilité de chaque méthode dépend essentiellement de la condition du marché s'il est saturé ou non.

Guo et Yan (2017) ont utilisé les méthodes « Population Balance Model » et « Substance Flow Analysis » pour estimer les quantités de cellulaires et des métaux générés en Chine. La possession moyenne future des téléphones portables par 100 habitants a été estimée à l'aide du modèle logistique. La durée de vie d'un cellulaire est basée sur les données collectées 6 580 questionnaires.

Zhao, Zhao, Yu, Li, Huang, Zhu et He (2016) ont utilisé la méthode « consommation et utilisation » pour estimer la quantité générée des déchets électriques et électroniques en Chine. Le « Gray Model » est ainsi utilisé pour extrapoler les données de pénétration future des équipements dans les ménages. Les résultats montrent que l'estimation de déchets a augmenté significativement pour atteindre 13 millions de tonnes en 2013.

Li *et al.* (2015) ont présenté une revue de littérature sur les méthodes de prévisions des DEEE incluant les données requises pour chaque modèle. Ensuite, ils ont appliqué trois méthodes : « Distributions Delay », « consommation et utilisation » et « New Method » pour estimer la quantité des cellulaires générés en Chine. Les résultats montrent que 739,98 millions de cellulaires sont considérés en fin de vie en Chine en 2012.

L'article de Wang *et al.* (2013) présente une référence pour plusieurs articles qui utilisent les méthodes des analyses entrées-sorties. En effet, il expose les modèles les plus utilisés ainsi que leur formulation mathématique.

Öztürk (2014) a appliqué la méthode « Consommation et utilisation » afin d'estimer les DEEE générés en Turquie. Ces déchets contiennent les équipements TIC (cellulaire et PC) en plus des électroménagers tels que les laveuses et réfrigérateurs.

Araujo *et al.* (2012) ont considéré que le marché non saturé présente les marchés des TIC alors que les électroménagers présentent un marché saturé au Brésil. Ils ont appliqué la méthode « Time Step » pour les marchés non saturés et la méthode « consommation et utilisation » pour les marchés saturés. Ils ont ainsi analysé la sensibilité des résultats à partir de la durée de vie utilisée pour le calcul.

Walk (2009) et le gouvernement de la région administrative spéciale de Hong Kong ont utilisé la méthode des analyses liées à l'élimination afin d'estimer respectivement les déchets de CTR à Baden Württemberg et les DEEE à Hong Kong.

2.1.4 Matrice de revue de la littérature

Afin d'avoir une vue d'ensemble sur les différents articles mentionnés, ces travaux sont regroupés dans une matrice présentée au tableau 2.5 où les méthodes d'estimation, les modèles de prévision, les équipements étudiés, leur modélisation de durée de vie ainsi que les résultats seront détaillés.

Tableau 2.5. Matrice de revue

Auteur (année)	Équipements étudiés	Méthodes d'estimation utilisées	Modèle de prévision	Modélisation de la durée de vie	Résultats
Guo et Yan, 2017	Cellulaires	« Population Balance Model (PBM) »	Modèle logistique	Distribution Weibull	Nombre de cellulaires en fin de vie en Chine jusqu'à 2025.
Zhao <i>et al.</i> , 2016	TV Réfrigérateurs Laveuses Climatiseurs Ordinateurs	Consommation et utilisation	« Gray Model »	Moyenne	DEEE générés en Chine ont augmenté significativement pour atteindre 13 millions de tonnes en 2013.
Petridis <i>et al.</i> , 2016	Ordinateurs	« Distribution Delay »	Lissage exponentiel ARIMA Logistique Bass Gompertz	Distribution Weibull Distribution exponentielle Distribution Log-normal Distribution normale	Nombre des ordinateurs en fin de vie générés dans plusieurs pays.
Ikhlayel, 2016	Cellulaires TV Réfrigérateurs Laveuses Climatiseurs PC	CU « Time Step » « Simple Delay » Mass Balance	----	Moyenne	Comparaison des méthodes de prévision selon la condition du marché (saturé ou dynamique).
Li <i>et al.</i> , 2015	Cellulaires	« Distributions Delay » CU Sales and New Method	----	Moyenne Par proportion	Estimation de nombre de cellulaire en fin de vie générés (739,98 millions) en Chine en 2012.

Tableau 2.5. Matrice de revue (suite)

Auteur (année)	Équipements étudiés	Méthodes d'estimation utilisées	Modèle de prévision	Modélisation de la durée de vie	Résultats
Öztürk, 2014	Cellulaires Téléphones TV Réfrigérateurs Laveuses Climatiseurs PC	CU	----	Moyenne	Estimation des quantités des équipements en fin de vie générés en Turquie en 2011.
Wang <i>et al.</i> , 2013	PC CTR Laveuses	« Distribution Delay » « Time Step » CU	----	Weibull Distribution Moyenne	Estimation de nombre de cellulaires en fin de vie générés en Chine en 2012.
Polák et Drápalová, 2012	Cellulaires	« Distribution Delay »	Modèle logistique	Distribution Weibull	Estimation de nombre de cellulaire en fin de vie générés en République Tchèque.
Yu, Williams, Ju et Yang, 2010	Ordinateurs	MFA	Modèle logistique	Distribution en pourcentage	Estimation des quantités des ordinateurs personnels en fin de vie dans les pays en développement et dans les pays développés.
Dwivedy et Mittal, 2010	Ordinateurs	Approvisionnement du marché Méthode « Carnegie Mellon »	----	Moyenne	Les principaux facteurs influençant l'estimation des DEEE sont les données d'entrée. La précision des résultats résumés dépend de la précision des données disponibles et de la modélisation de la durée de vie moyenne des éléments électroniques.

Tableau 2.5. Matrice de revue (suite)

Auteur (année)	Équipements étudiés	Méthodes d'estimation utilisées	Modèle de prévision	Modélisation de la durée de vie	Résultats
Araujo <i>et al.</i> , 2012	Cellulaires Téléphones TV Systèmes audio Réfrigérateurs Congélateur Laveuses Climatiseurs PC	CU « Time Step »	----	Deux valeurs : min. et max.	Estimation des DEEE pour les marchés saturés et non saturés au Brésil en utilisant différentes méthodes.
Kim, Oguchi, Yoshida et Terazono, 2013	Cellulaires TV Micro-ondes Réfrigérateurs Laveuses Climatiseurs	PBM	Modèle logistique	Distribution Weibull	Estimation et prévision des quantités de DEEE générés pour plusieurs produits entre 2000 à 2020 en Corée du Sud.
Yang et Williams, 2009	Ordinateurs	« Time Step »	Logistique	----	Estimation et prévision des quantités des ordinateurs en fin de vie en USA.
Walk, 2009	CTR	« Distribution Delay »	Logistique	Distribution Weibull	Estimation et prévision des quantités des CTR à Baden Württemberg (Allemagne) en considérant le changement technologique.

---- : Non utilisé/non disponible.

2.2 Durée de vie d'un équipement

Le point commun dans la majorité des modèles de prévision est la nécessité d'estimer la durée de vie de l'équipement.

Deux approches sont utilisées pour estimer la durée de vie des équipement (Oguchi, Murakami, Tasaki, Daigo et Hashimoto, 2010). La première approche appelée non paramétrique consiste dans la plupart des articles à considérer la durée de vie des produits comme une constante et que la durée de vie moyenne est égale à la durée de vie du produit. La deuxième approche appelée paramétrique assume que la durée de vie suit une distribution statistique. Quatre types de fonctions de distribution statistique ont généralement été utilisés pour rapprocher la distribution de la durée de vie des produits : 1) la distribution de Weibull, 2) la distribution normale, 3) la distribution log-normale et 4) la distribution exponentielle (Guo et Yan, 2017).

Présentement, deux facteurs importants sont à la base de l'estimation de la durée de vie des biens : la mortalité (fiabilité) et l'obsolescence technologique (Lee, Cho, Seol et Park, 2012; Obeng et Bao, 2014).

2.2.1 Fiabilité et taux de pannes

Selon l'union technique de l'électricité et sur recommandation de la commission électrotechnique internationale, la fiabilité est définie comme étant « l'aptitude d'un dispositif à accomplir une fonction requise dans des conditions données pour une période de temps donnée ».

2.2.1.1 Taux de défaillance

Le taux de défaillance permet de décrire le cycle de vie du système. Il donne des renseignements sur l'usure ou le vieillissement de l'entité. La courbe en baignoire présentée dans la figure 2.1 présente l'évolution du taux de défaillance au cours du temps. Elle est divisée en trois périodes :

1. Période de jeunesse ou de rodage : elle est caractérisée par les **pannes infantiles** ou pannes de jeunesse qui surviennent au début de la mise en œuvre de l'équipement. Ce type de pannes peut être la cause d'une mauvaise manipulation due au manque d'information sur la machine. Ces pannes apparaissent au début de la vie des équipements ou dans leurs périodes de rodage. Le taux de panne est important mais décroissant (Tebbi, 2005).

2. Période de vie utile/maturité : des **pannes accidentelles** surviennent de manière imprévisible et totalement aléatoire. Elle représente la phase la plus importante de la vie d'une entité car c'est le moment où le nombre de pannes est le plus faible. Il est généralement admis de représenter le taux de défaillance par une constante pendant cette période (Berenguer, Bouvard, Lesobre, Barros et Cocquempot, 2015).

3. Période de vieillissement : après une certaine période de fonctionnement, le système vieillit, s'use et la probabilité qu'il tombe en panne augmente considérablement. Il s'agit de **pannes de vieillissement**.

C'est la phase où des stratégies de maintenance sont recommandées selon les zones d'occurrences des défaillances (Ouertani, 2010).

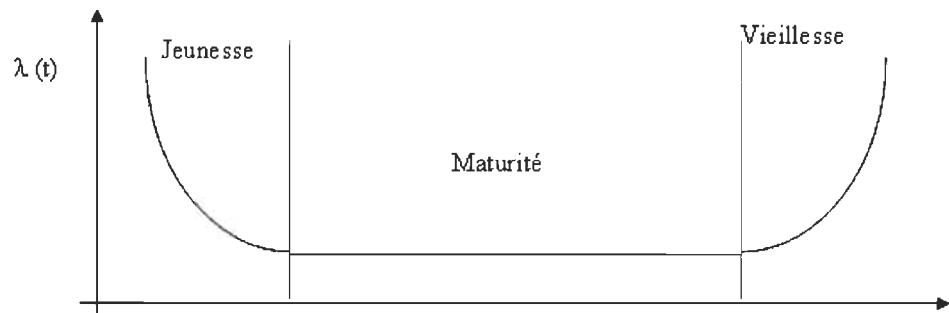


Figure 2.1. La courbe baignoire

2.2.1.2 Fonction de survie

Les modèles paramétriques sont largement utilisés dans la modélisation du comportement d'un système et sa dégradation. Les lois les plus connues dans la littérature pour décrire la fonction de la densité de probabilité et la fonction de répartition sont les lois exponentielles, Weibull, normale et log-normale.

- La loi exponentielle est très souvent utilisée dans la période de vie utile. Cependant, cette loi ne décrit ni la phase de jeunesse dont le taux de défaillance diminue avec le temps, ni la phase de vieillissement dont le taux de défaillance augmente avec le temps. Cette loi est aussi dite « sans mémoire » car la probabilité de défaillance dans un certain intervalle de temps est la même, quelle que soit sa durée de vie.
- Loi de Weibull. Contrairement à la loi exponentielle, le taux de défaillance de la loi de Weibull est une fonction du temps. Suivant les valeurs de β , le taux de défaillance est soit décroissant ($\beta < 1$), soit constant ($\beta = 1$), soit croissant ($\beta > 1$). La distribution de Weibull permet donc de représenter les trois périodes de vie d'un système. Elle est utilisée aussi lors des tests accélérés.

- Loi normale. Appelée aussi la loi de Gauss, la distribution normale est caractérisée par un taux de défaillance qui est toujours croissant. Ce qui explique son applicabilité pour représenter la distribution des durées de vie des équipements en fin de vie. Elle est utilisée quand la moyenne des durées de vie est trois fois supérieure à l'écart type.
- La loi log-normale. Une variable aléatoire continue et positive suit une loi log-normale si son logarithme népérien suit la loi normale. Elle est généralement utilisée pour modéliser des données de vie et les défaillances par fatigue en mécanique. Elle est également utilisée lors des tests accélérés.

Le tableau 2.6 présente les équations des fonctions de répartition, de fiabilité et des taux de défaillance pour ces quatre lois.

Tableau 2.6. Les principales lois de fiabilité

Loi	Fonction de répartition	Fiabilité	Taux de défaillance	Paramètres
Weibull	$F(t) = 1 - e^{\left[-\left(\frac{t-y_0}{\alpha}\right)^\beta\right]}$	$R(t) = e^{\left[-\left(\frac{t-y_0}{\alpha}\right)^\beta\right]}$	$\lambda(t) = \frac{\beta}{\alpha} \left(\frac{t-y_0}{\alpha}\right)^{\beta-1}$	t : temps α : paramètre échelle β : paramètre forme y_0 : décalage à l'origine
Exponentielle	$F(t) = 1 - e^{-\lambda_0 t}$	$R(t) = e^{-\lambda_0 t}$	$\lambda(t) = \lambda_0$	t : temps λ_0 : constante positive
Normale	$F(t) = \varphi\left(\frac{t-\gamma}{\sigma}\right)$	$R(t) = 1 - \varphi\left(\frac{t-\gamma}{\sigma}\right)$	$\lambda(t) = \int_{-\infty}^t e^{-\frac{1}{2}\left(\frac{x-\mu}{\sigma}\right)^2} dx$	t : temps σ : écart type μ : moyenne ϕ : fonction de répartition de la loi normale centrée réduite
log-normale	$F(t) = \varphi\left(\frac{\log(t)-\gamma}{\sigma}\right)$	$R(t) = 1 - \varphi\left(\frac{\log(t)-\gamma}{\sigma}\right)$	$\lambda(t) = \frac{e^{-\frac{1}{2}\left(\frac{\log(t)-\mu}{\sigma}\right)^2}}{t \int_0^\infty \sigma \sqrt{2\pi} f(t) dt}$	t : temps σ : écart type μ : moyenne ϕ : fonction de répartition de la loi normale centrée réduite

2.2.2 Obsolescence technologique

Les études traditionnelles sur la fin de vie des équipements sont insuffisantes pour évaluer la dépréciation qui est soumise à une obsolescence technologique. L'obsolescence technologique a un impact plus profond sur la vie économique future des actifs et des équipements aujourd'hui qu'elle ne l'avait été auparavant (Barreca, 1998).

En effet, en plus de la fiabilité, le deuxième et plus récent mode d'échec à considérer est l'obsolescence technologique. Jusqu'à maintenant, c'est le plus négligé (Obeng et Bao, 2014). L'obsolescence technologique se produit lorsqu'un appareil ne répond pas aux attentes de performance, même si l'appareil peut fonctionner.

2.2.2.1 Obsolescence programmée

Le but de l'obsolescence planifiée est de forcer les consommateurs à acheter des produits plus récents en raccourcissant la durée de vie naturelle du produit actuel qu'ils possèdent. Aladeojebi (2013) a classifié l'obsolescence physique en trois catégories :

- conception de durée de vie fonctionnelle limitée : il s'agit d'un processus par lequel les producteurs conçoivent les produits de manière à durer pendant une période définie;
- conception pour une réparation limitée : les articles difficiles à réparer car le prix élevé de la réparation décourage les consommateurs. Ils préfèrent plutôt remplacer leur produit dans ce genre de situation;
- l'esthétique du design, qui conduit à une satisfaction abrégée : certains produits sont conçus pour s'user et se déchirer facilement grâce au polissage du produit final. Cela inclut les produits conçus pour avoir l'air vieux dès qu'une nouvelle version arrive sur le marché.

L'obsolescence technique est lorsque les producteurs introduisent un nouveau produit pour remplacer le produit existant. C'est plus commun dans les produits électroniques. Il est « volontaire » car l'appareil fonctionne toujours et n'a pas besoin d'être mis au rebut mais l'état actuel du produit n'offre pas la satisfaction que les consommateurs attendent de leur produit car de nouvelles versions avec plus de fonctions sont disponibles.

2.2.2.2 Analyse du taux de dépréciation de la technologie

Plusieurs approches ont été développées pour mesurer le taux de dépréciation de la durée de vie de la technologie.

Calcul du taux de dépréciation à partir la durée de la rentabilité de la technologie

Goto et Suzuki (1989) ont estimé la durée de vie d'une technologie à partir des questionnaires recueillis directement des industriels. Cette durée de vie ne représente pas la durée de vie d'un brevet mais plutôt le temps au cours duquel ses produits génèrent des profits.

Calcul du taux de dépréciation à partir de la durée de vie des brevets

Bosworth (1978) a développé une approche basée sur les données de renouvellement des brevets. En effet, une fois la durée de protection du brevet terminée, le propriétaire doit payer pour continuer sa protection qui ne sera pas le cas si le brevet n'est plus rentable et que sa technologie est considérée comme étant obsolète.

Calcul du taux de dépréciation à partir du nombre de citation des brevets

Park, Shin et Park (2006) ont critiqué ces approches, la période légale de protection étant de 17 ans à 20 ans. D'où on ne peut plus capturer les nouvelles tendances de l'évolution

technologique en se basant sur des données de renouvellement de protection du brevet. Ils ont développé une méthode pour mesurer le taux de dépréciation de la technologie. Cette méthode est basée sur l'évolution de nombre de citations des brevets pour chaque industrie. En considérant un intervalle de trois ans, ils ont trouvé que la moyenne de dépréciation de la durée de vie de la technologie est de 13,3 % et il est plus élevé pour les TIC (16,08 % – 16,79 %). Lee *et al.* (2012) ont aussi développé un modèle pour prévoir l'évolution technologique en se basant sur le nombre de citation des brevets.

Thi (2012) a discuté l'impact de la technologie sur la durée de vie des biens en évaluant deux niveaux : évolution technologique séquentielle et saut technologique. Son travail inclut surtout les politiques de maintenance et de remplacement en intégrant l'effet de l'obsolescence technologique et la fiabilité. Elle a souligné que le problème d'obsolescence est lié principalement à l'incompatibilité des différentes technologies entre elles. En effet lorsqu'une technologie apparaît, il devient alors nécessaire d'investir dans cette dernière.

2.2.3 Combinaison mortalité et obsolescence technologique

Barreca (1998) et Obeng et Bao (2014) ont développé un modèle qui combine à la fois la défaillance due à la fiabilité ou le vieillissement (mortalité) et la fin de vie due à la désuétude technologique.

La probabilité que l'équipement soit en fin de vie est une combinaison de probabilités d'être défaillant et celle de ne plus répondre aux attentes de performance à cause de l'obsolescence technologique.

$$\begin{aligned}
 P_{Total} &= P(\text{Défaillant} \cup \text{Obsolésence}) \\
 &= P_{Déf} + P_{Obs} - P_{Déf} * P_{Obs} \\
 &= P_{Déf} + (1 - P_{Déf}) * P_{Obs}
 \end{aligned}$$

Équation 2-7

Avec

$Pr(t)$: probabilité que l'équipement soit considéré en fin de vie à l'instant t

$P_{Déf}$: probabilité que l'équipement tombe en panne

P_{Obs} : probabilité que l'équipement soit désuet technologiquement

La figure 2.2 présente la combinaison entre la mortalité (côté fiabiliste) et l'intégration de l'obsolescence technologique sur la probabilité de fin de vie d'un équipement.

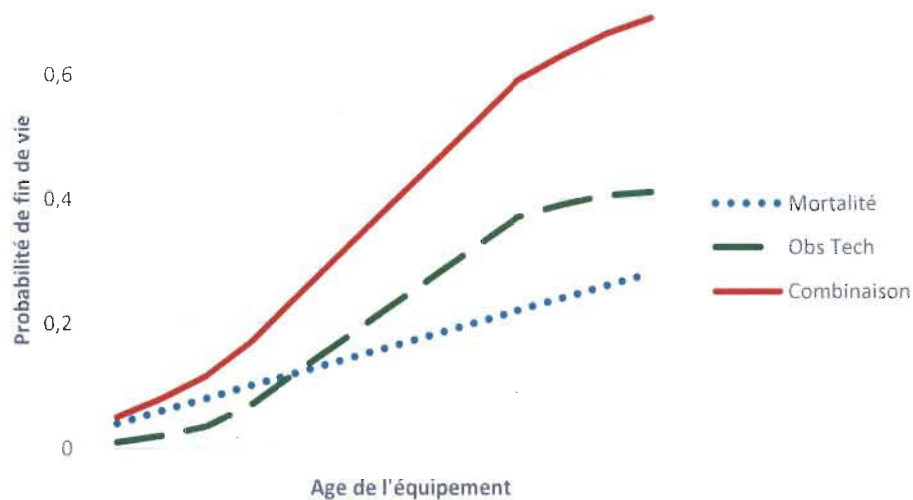


Figure 2.2. Probabilité de fin de vie d'un équipement

La figure 2.2 représente l'allure pour des équipements qui ont une obsolescence technologique forte tels que ceux issus du domaine des TIC (technologies de l'information

et de la communication). La probabilité de fin de vie totale est la somme des probabilités des défaillances et de l'obsolescence technologique.

2.3 Les méthodes d'estimation, les modèles de prévision et la durée de vie selon le marché étudié

Le tableau 2.7 présente un sommaire des méthodes d'estimation, modèles de prévision et de la modélisation de la durée de vie selon la condition du marché. Le marché des TIC présente ici le marché non saturé alors que le marché des électroménagers présente le marché saturé.

Pour conclure, selon la revue, les méthodes d'estimation utilisées sont le « Time Step » et « Distribution Delay » pour le marché des TIC et le « consommation et utilisation » pour les marchés saturés en général. Pour extrapoler les données, les trois modèles les plus utilisés pour le marché dynamique sont le modèle logistique, le modèle Gompertz et ARIMA. Le modèle Gray est largement utilisé pour prévoir les déchets des équipements électroménagers.

Concernant la modélisation de la durée de vie, elle dépend essentiellement de la méthode d'estimation sélectionnée. Généralement, une distribution Weibull, normale, log-normale ou exponentielle est utilisée pour les équipements de durée de vie courte comme le marché des TIC dans ce cas. Pour les marchés saturés, il suffit de prendre une durée de vie moyenne.

La dépréciation de la durée de vie des technologies est plus importante pour le marché des TIC et dépend de l'équipement étudié (de 16 % à 17 %/3 ans) mais elle est aussi non négligeable pour le marché des électroménagers (12 % à 14 %/année).

Tableau 2.7. Méthodes, modèles de prévision et durée de vie selon le marché

	Marché	
	Télécommunication et ordinateurs	Électroménagers
Méthode d'estimation et données requises	« Distribution Delay » S _h (t) : historique des ventes L(t) : Durée de vie paramétrique	Consommation et utilisation : St(t) : historique des stocks L _{moy} : durée de vie moyenne
	« Time Step » S _h (t) : historique des ventes St(t) : historique des stocks	
Modèle de prévision et paramètres à déterminer	Logistique :	
	$F(t) = \frac{m}{1 + e^{-(a+bt)}}$	
	a, b : paramètres de rapidité de diffusion du produit	
	m : niveau de saturation	
	Gompertz :	« Gray Model »
	$F(t) = me^{-ae^{-bt}}$	
	a : lié au temps au bout duquel la diffusion atteint 37 % de son niveau maximum	$F(t) = \left(F^0(1) - \frac{b}{a} \right) e^{-at} + \frac{b}{a}$
	b : lié à vitesse de diffusion	
	m : c'est le niveau de saturation	
		a, b : paramètres de Gray model
ARIMA		
$Y_t = \gamma + \varepsilon_t + \sum_{i=1}^p \alpha_i Y_{t-i} + \sum_{i=1}^q \theta_i \varepsilon_{t-i}$		
p : ordre d'auto régression		
q : la composante de la moyenne mobile		

Tableau 2.7 Méthodes, modèles de prévision et durée de vie selon le marché (suite)

	Marché	
	Télécommunication et ordinateurs	Électroménagers
Modélisation durée de vie et paramètres à déterminer	Distribution Weibull : $F(t) = 1 - e^{-\left(\frac{t-y}{n}\right)^\beta}$ α : paramètres échelle β : paramètre forme	Durée de vie moyenne : L_{moy} Distribution Log-normal (les défaillances par fatigue en mécanique) $F(t) = \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} \int_0^t \frac{1}{x} e^{-\left[\frac{1}{2}\left(\frac{\log(x)-m}{\sigma}\right)^2\right]} dx$
Obsolescence technologique selon Park <i>et al.</i>, 2006	La dépréciation de la durée de vie provoquée par l'évolution technologique est : computer : 16,8 %/3 ans électronique : 16,08 %/3 ans	La dépréciation de la durée de vie provoquée par l'évolution technologique est : électrique : 14 %/3 ans machinerie : 12,1 %/3 ans

CHAPITRE 3 – MÉTHODOLOGIE DE RECHERCHE

3.1 Choix des méthodes d'estimation des DEEE pour l'industrie des TIC

À partir de la revue de la littérature, les méthodes d'estimation, les modèle de prévision des DEEE ainsi que la modélisation de la durée de vie ont été classifiés selon la condition du marché saturé ou dynamique (degré d'obsolescence technologique) ainsi que selon les variables requises. La figure 3.1 illustre le choix de la méthode adéquate selon la condition du marché et des variables disponibles. Notre modèle s'intéresse au marché de télécommunication qui est encore un marché dynamique en forte croissance.

Les deux méthodes les plus utilisé dans la littérature pour un tel marché sont le modèle « Time Step » et le modèle « Distribution Delay ».

L'avantage du modèle « Time Step » est qu'il n'a pas besoin de l'estimation de la durée de vie des équipements, il est basé seulement sur les stocks et les ventes. Cependant, ce modèle peut mieux servir à l'estimation des déchets actuels mais moins bien à prévoir les DEEE futurs. En plus, le stock des déchets électroniques est une variable difficile à extraire et comprend plusieurs incertitudes face à la fiabilité des réponses des consommateurs. Pour cela, la méthode « Distribution Delay », qui est déjà largement la plus utilisée dans la littérature pour estimer les déchets de l'industrie de la télécommunication, sera sélectionnée pour ce travail de recherche.

Par la suite, le modèle de prévision du marché sera basé sur les séries chronologiques et données historiques de ventes. Ensuite, l'extrapolation des données sera faite à base des chaînes chronologiques pour prévoir les ventes futures.

La modélisation de la durée de vie sera basée sur des tests sur plusieurs distributions afin de sélectionner la meilleure selon des critères bien définis.

Le modèle est inspiré des travaux de Liang, Jin et Ni (2014) et Petridis *et al.* (2016) en ajoutant un coefficient de dépréciation causé par l'obsolescence technologique intégré dans la durée de vie des équipements issus de l'industrie de télécommunication.

Pour résumer, l'originalité de ce travail est dans l'intégration d'une combinaison d'une méthode d'estimation, d'un modèle de prévision basé sur les séries chronologiques et d'une estimation de durée de vie paramétrique en tenant compte de la combinaison de la fiabilité, des aspects sociaux et de l'obsolescence technologique.

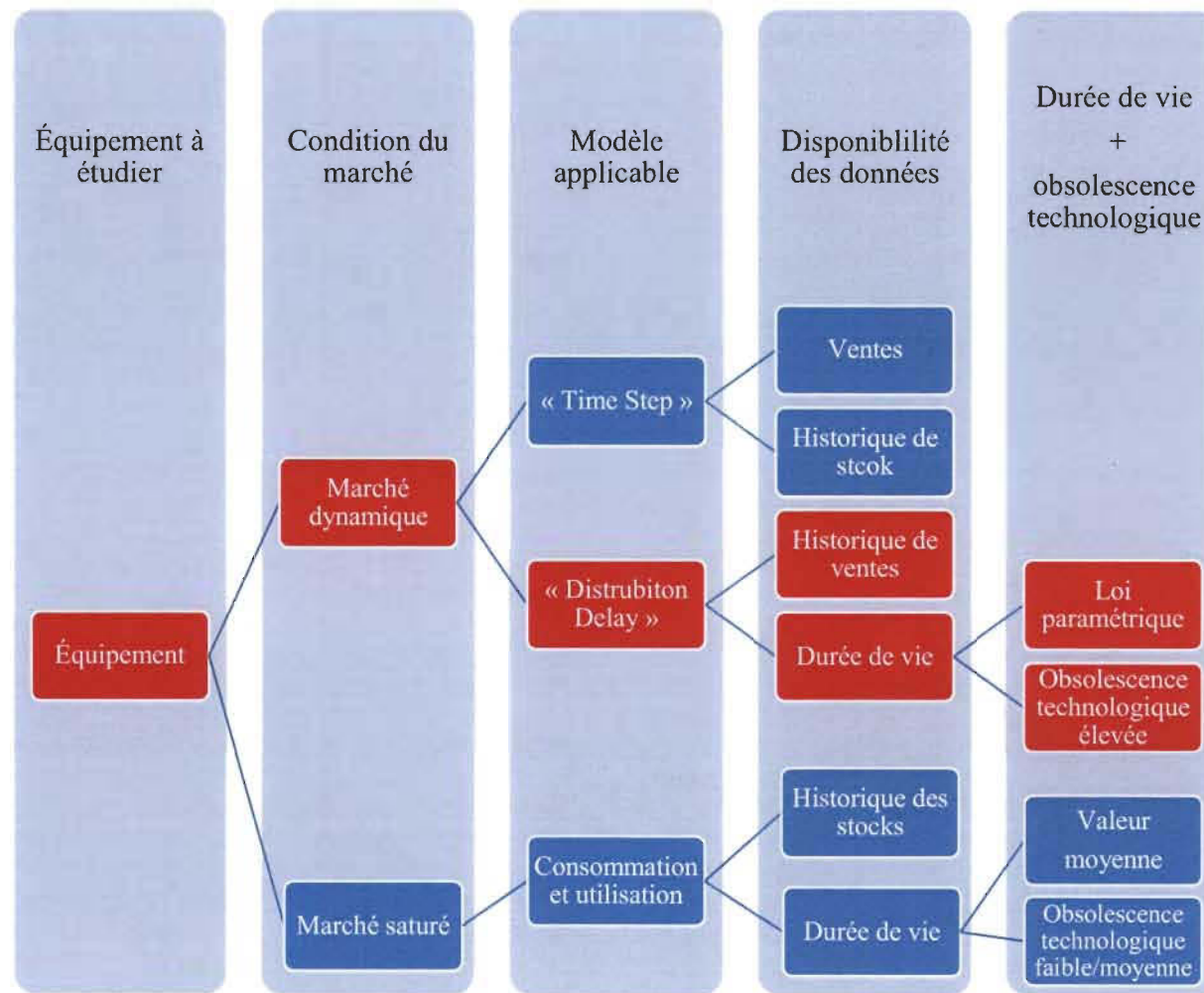


Figure 3.1. Positionnement du projet dans le contexte du marché étudié

3.2 Modèle d'estimation proposé

L'équation présente le modèle mathématique général proposé pour cette recherche. La méthode « Distribution Delay » est basée sur une modélisation paramétrique pour la durée de vie des équipements (modèle stochastique).

$$W(t) = \left(\sum_{j < t} S(t-j) * L(j) \right)$$

Équation 3-1

Avec : $W(t)$: nombre d'équipements en fin de vie à la période t
 $S(t)$: vente d'équipements pour la période t
 $L(j)$: proportion d'équipements qui sont en fin de vie à l'âge j

La figure 3.2 présente la relation entre les ventes, la durée de vie et la quantité prévue d'équipements en fin de vie. Il est clair qu'un décalage est observé entre les deux courbes. Ce décalage n'est pas fixe vu que la durée de vie n'est pas considérée comme étant une valeur moyenne mais plutôt comme une distribution paramétrique.

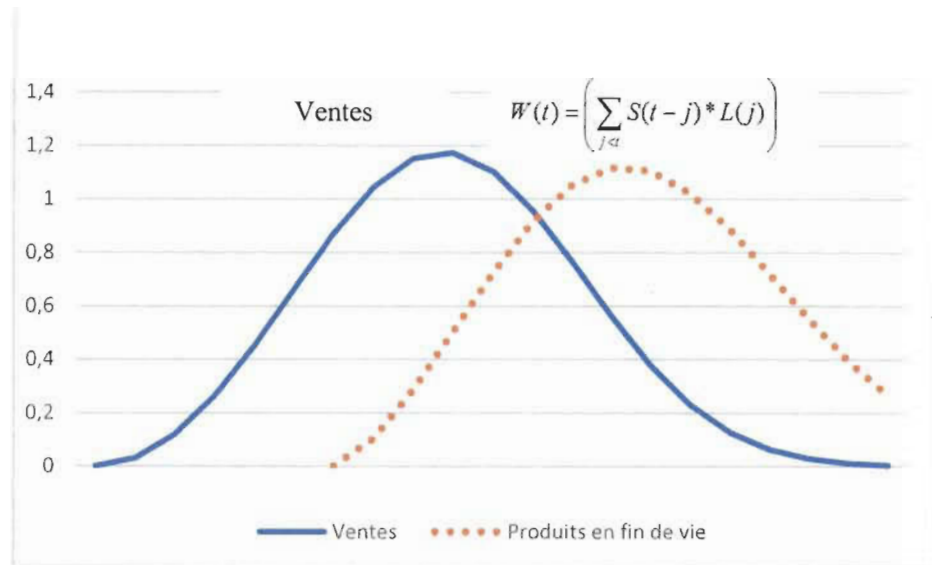


Figure 3.2. Relation entre ventes, durée de vie et quantités de déchets en fin de vie

3.3 Estimation de la durée de vie

L'estimation de la durée de vie de vie sera basée sur deux facteurs : la fiabilité et l'obsolescence technologique.

3.3.1 Modélisation de la fiabilité

Les méthodes les plus utilisées pour estimer la durée de vie des équipements sont généralement la revue de la littérature, la méthode Delphi et l'analyse de l'historique d'un échantillon.

La première étape est de collecter des informations concernant les équipements considérés obsolètes. Une fois ces données historiques prêtes, on peut procéder à l'évaluation de la fonction de durée de vie de cet équipement. Les quatre types de fonctions de distribution statistique les plus utilisées sont : 1) distribution de Weibull, 2) distribution normale, 3) distribution log-normale et 4) distribution exponentielle.

3.3.2 Critères de choix de la distribution la plus adéquate

Une méthode pour tester la distribution la plus adéquate a été utilisée par Petridis *et al.*, 2016. Cette méthode consiste à exécuter un test Kolmogorov-Smirnov avec trois critères (AIC, BIC et log-vraisemblance). La meilleure distribution est celle qui minimise AIC et BIC et maximise la fonction de log-vraisemblance.

Pour estimer les paramètres de chaque fonction candidate, plusieurs méthodes mathématiques peuvent être utilisées telles que la maximisation de la vraisemblance ou bien la linéarisation et la régression linéaire.

3.4 Intégration de l'obsolescence technologique

En tenant compte de l'obsolescence technologique, la durée de vie d'un équipement change en fonction du temps. Afin de prévoir les prochaines années, un coefficient de la dépréciation de durée de vie sera intégré au calcul de la durée de vie. Vu le manque de données pour déterminer ce coefficient, il sera assimilé au coefficient de la dépréciation de la durée de vie des nouvelles technologies. Celui-ci a bien été discuté dans la littérature en se basant sur l'analyse des brevets. Deux scénarios seront testés : avec et sans l'ajout de ce coefficient.

3.5 Modèle de prévision

Afin d'extrapoler les données de ventes pour le marché de télécommunication et en s'inspirant des travaux de Petridis *et al.* (2016), plusieurs modèles de prévision seront testés.

Le choix du modèle le plus adéquat dépend généralement des critères de tendance et de saisonnalité. Les modèles les plus utilisés pour l'industrie des TIC dans la littérature sont

les modèles de croissance (Gompertz et logistique) et les modèles autorégressifs (ARIMA).

Le critère de décision de la technique optimale sera la minimisation de l'erreur (somme carrée des erreurs) lors de l'application du modèle dans les années précédentes.

3.5.1 Modèle logistique

Le modèle logistique a ses racines dans l'écologie et dans la modélisation de la croissance de la population. Ensuite, le modèle logistique a été largement utilisé pour prévoir la diffusion d'une variété d'innovations, y compris les téléphones mobiles, les PC et les appareils électroménagers comme les PC, les réfrigérateurs et les téléviseurs (Yang et Williams, 2009). Il est décrit par l'équation suivante :

$$F(t) = \frac{m}{1 + e^{-(a+bt)}}$$

Équation 3-2

Où m est le paramètre de saturation, et a et b sont les paramètres qui décrivent la rapidité de la diffusion.

3.5.2 Modèle de Gompertz

Ce modèle est largement utilisé pour prévoir les ventes dans les marchés qui sont encore en croissance tel que l'industrie de la télécommunication et les ordinateurs. L'équation de ce modèle est illustrée dans l'équation :

$$F(t) = me^{-ae^{-bt}}$$

Équation 3-3

a : le temps au bout duquel la diffusion atteint 37 % de son niveau maximum, b : la vitesse de diffusion et m : le niveau de saturation.

3.5.3 Modèle ARIMA : méthode de Box & Jenkins

Box & Jenkins, en 1970, ont élaboré une méthodologie pour identifier un modèle adéquat pour une série chronologique. Leur méthode est fondée sur les modèles ARIMA (Auto Regressive Integrated Moving Average).

La méthode comprend quatre grandes étapes :

1. identification du modèle approprié;
2. estimation des paramètres p , d et q ;
3. vérification du diagnostic (test d'adéquation et amélioration du modèle s'il y a lieu);
4. prévisions.

3.5.4 Critères de choix

Les deux critères les plus utilisés pour évaluer les modèles de prévision sont la moyenne des valeurs absolues des erreurs (MAE) et la moyenne des sommes carrées des erreurs (MSE). Le meilleur modèle est celui qui minimise ces deux valeurs.

$$MAE = \sum_{t=T}^{T+h} \frac{|Y_t - F_t|}{h}$$

Équation 3-4

$$MSE = \sum_{t=T}^{T+h} \frac{(Y_t - F_t)^2}{h}$$

Équation 3-5

Avec Y_t : valeur observée, F_t : valeur estimée et h : horizon des valeurs observées.

3.6 Application du modèle proposé

Une fois les données de ventes et la modélisation de la durée de vie disponibles, il ne reste qu'à appliquer le modèle « Distribution Delay ». L'horizon de prévision ne dépassera pas les 10 ans afin de ne pas perdre de précision surtout en ce qui concerne le coefficient de l'obsolescence technologique.

La dernière étape sera l'estimation des quantités des métaux inclus dans ces équipements en fin de vie afin de prévoir le potentiel économique de la collecte et du recyclage de ces équipements. Les quantités moyennes des métaux inclus dans un équipement seront extraites de la revue de la littérature.

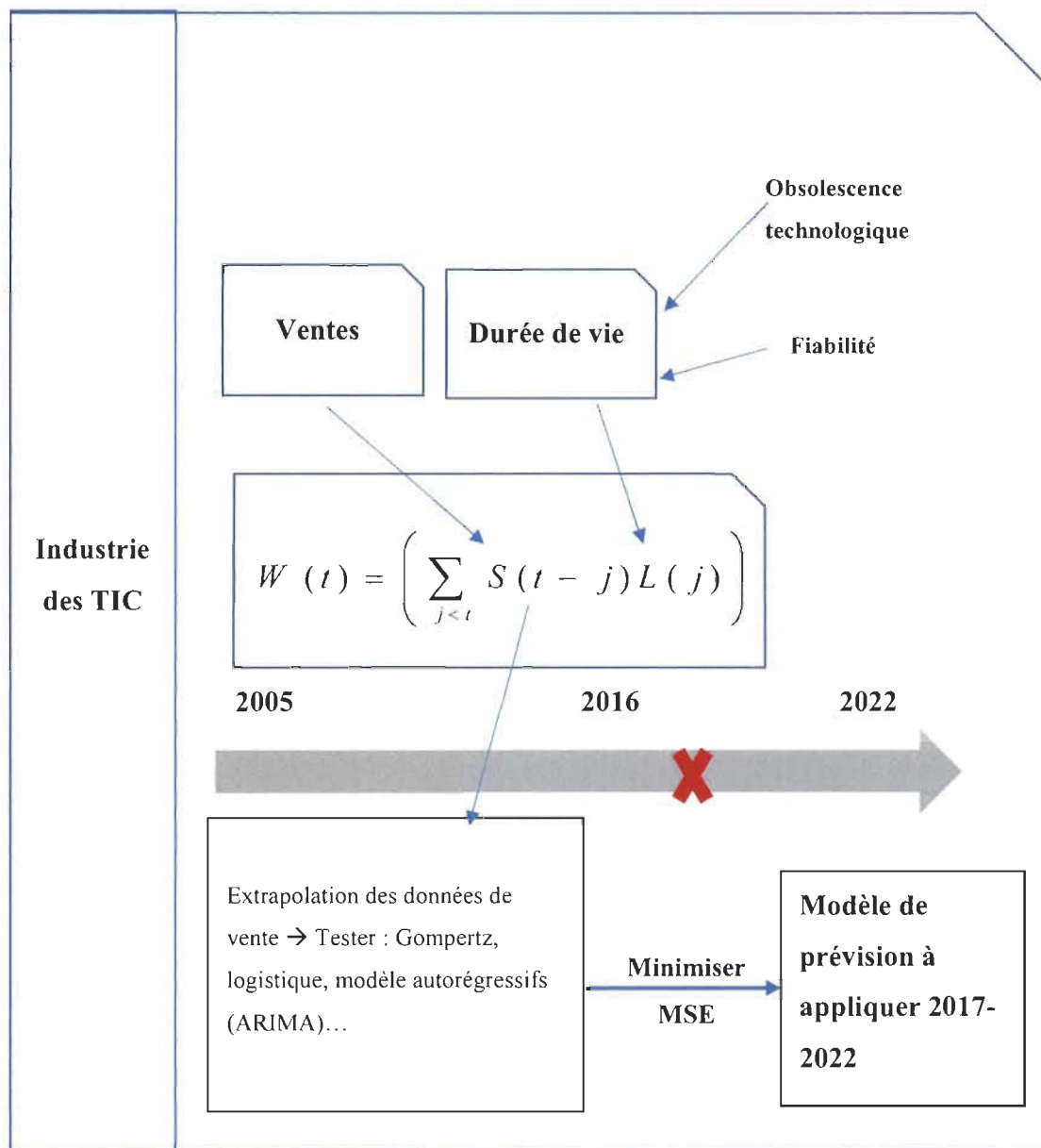


Figure 3.3. Méthode d'estimation et de prévision proposée

CHAPITRE 4 – DÉVELOPPEMENT D’UN MODÈLE D’ESTIMATION ET DE PRÉVISION DES ÉQUIPEMENTS EN FIN DE VIE POUR LE MARCHÉ DE TÉLÉCOMMUNICATION

4.1 Introduction

Dans ce chapitre, un modèle théorique d’estimation et de prévision des DEEE sera développé en considérant l’industrie des TIC dont le marché est encore dynamique. Ce modèle sera basé sur la méthode de « Distribution Delay » et une combinaison avec la prévision des ventes dans le marché de télécommunication ainsi que la durée de vie des équipements qui sera modélisée par une distribution paramétrique. Le plan sera comme décrit dans le chapitre précédent.

4.2 Méthode « Distribution Delay »

Comme mentionné dans la méthodologie de recherche, le modèle proposé sera basé sur la méthode « Distribution Delay ».

Dans cette méthode, la quantité générée est considérée comme étant la somme des ventes des années précédentes multipliée par la proportion des équipements qui seront en fin de vie à cette date de sorte que la somme de l’année de vente et l’âge de fin de vie soit égale à t .

Prenons l’exemple de ventes d’un produit de télécommunication où $S(t)$ représente l’historique des ventes dans la période t . Soit $t = 0, 1, 2, 3, 4$ qui représente respectivement les années 2012, 2013, 2014, 2015 et 2016 et $L(j)$ représente la proportion des produits d’une durée de vie j . Les quantités générées $W(t)$ en $t = 3$ (2015) sera la somme des :

- produits vendus en 2014 et ayant duré un an : $S(2) * L(1)$;

- produits vendus en 2013 et ayant duré deux ans : $S(1) * L(2)$;
- produits vendus en 2012 et ayant duré trois ans : $S(0) * L(3)$;
- etc.

$$W(3) = S(0)L(3) + S(1)L(2) + S(2)L(1) + \dots$$

Équation 4-1

D'une façon générale, le modèle qui est décrit par l'équation suivante :

$$W(t) = \left(\sum_{j=1}^t S(t-j)L(j) \right)$$

Équation 4-2

Avec $S(t)$: la vente des équipements pour la période t , $L(j)$: la proportion des appareils en fin de vie à l'âge j .

Ce modèle général doit être détaillé. Pour cela, l'étude de la durée de vie est primordiale ainsi qu'un modèle de prévision afin d'extrapoler les données de vente.

4.3 Durée de vie de l'équipement

Dans cette partie, la durée de vie du produit sera détaillée en prenant en considération la composante de fiabilité et la composante de l'obsolescence technologique.

4.3.1 Concept de la durée de vie

Le concept proposé pour cette étude présenté dans la figure 4.1 suggère que la durée de vie d'un équipement est par définition la durée entre la vente du bien et la fin de son utilisation par le dernier utilisateur.

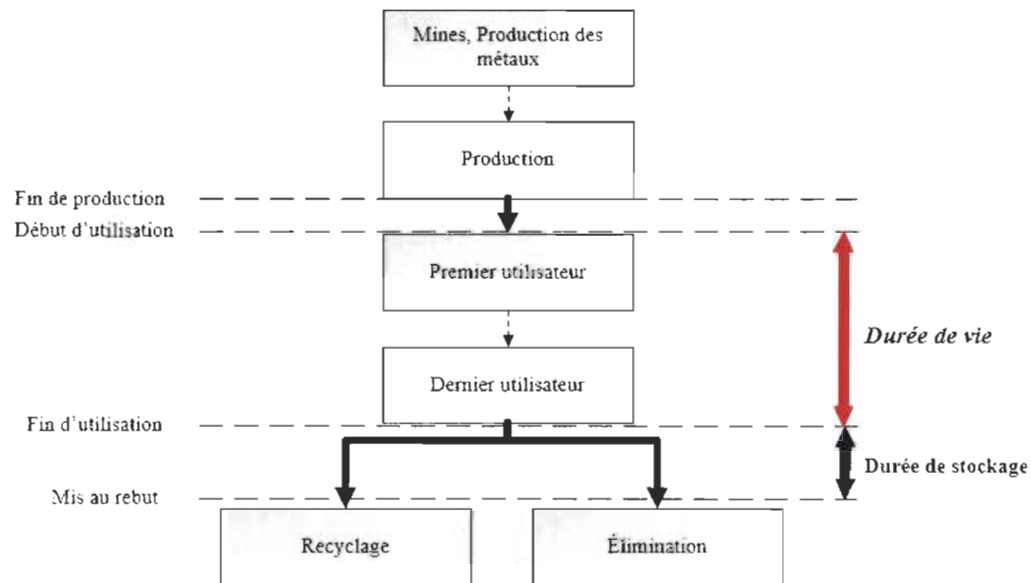


Figure 4.1. Schéma de la durée de vie d'un équipement

L'étude présente se limite à l'analyse de la durée de vie sans considérer la durée de stockage par l'utilisateur final.

4.3.2 Fiabilité et pénétration technologique

Pour modéliser la durée de vie, le modèle choisi considère une durée de vie statistique qui va suivre une loi dont les paramètres sont à déterminer à partir d'un échantillon.

4.3.2.1 Collecte des données

La première étape est la collecte de données sur la durée de vie des équipements en fin de vie. Ces dernières peuvent être issues d'une collecte de données à partir d'un échantillon ou de questionnaires pour les utilisateurs. Les proportions des équipements en fonction de leurs durées de vie peuvent être déterminées en appliquant la méthode Delphi, dans ce cas un recours aux experts dans le domaine de gestion de cycle de vie des équipements de télécommunication sera essentiel.

Le résultat attendu d'une telle étude sera présenté comme dans le tableau 4.1.

Tableau 4.1. Collecte de données sur la durée de vie

Âge de l'équipement en fin de vie	Nombre	Proportion
1	N1	P1
2	N2	P2
..
Somme	N : taille de l'échantillon	$P1 + P2 + \dots = 1$

4.3.2.2 Test des distributions

En s'inspirant des modèles de durée de vie développés par Guo et Yan (2017) et Petridis *et al.* (2016), les distributions qui seront testées seront les lois exponentielle, normale, log-normal et Weibull.

Les critères de choix sont :

- la maximisation du log-vraisemblance (L);
- la minimisation des critères AIC (Akaike Information Criterion) et BIC (Bayesian Information Criterion).

4.3.2.3 Maximisation du log-vraisemblance

La fonction de vraisemblance est le produit $f(x_i)$. Maximiser cette fonction revient à maximiser :

$$\prod_{i=1}^N f(x_i) \quad (\text{en variant les paramètres de la distribution testée})$$

Si les données sont nombreuses, le résultat risque de trop se rapprocher du zéro. Pour cela, la fonction Log est appliquée puisque c'est une fonction croissante. Un exemple de calcul pour la fonction Weibull est détaillé ci-dessous :

$$\begin{aligned} & \text{Max} [Ln(L_i(\alpha, \beta))] \\ & \alpha, \beta \geq 0 \\ & Ln(L_i(\alpha, \beta)) = Ln\left(\prod_{i=1}^N f(x_i)\right) \\ & = N Ln(\beta) - N \beta Ln(\alpha) - \sum_{i=1}^N \left(\frac{t_i}{\alpha}\right)^\beta + (\beta - 1) \sum_{i=1}^N Ln(t_i) \end{aligned}$$

Équation 4-3

Afin de maximiser cette fonction, on doit calculer la dérivée par rapport à α et β .

L'algorithme de Newton-Raphson permet de calculer les estimations des paramètres qui définissent la loi de distribution par un maximum de vraisemblance. Il s'agit d'une méthode récursive utilisée pour calculer le maximum d'une fonction. Pour la présente étude, ce calcul sera fait à partir du logiciel Minitab.

4.3.2.4 Minimisation du AIC et BIC

Le critère d'information Akaike (AIC) est un estimateur de la qualité relative des modèles statistiques pour un ensemble de données tout comme la fonction de vraisemblance mais avec une pénalité sur le nombre de paramètres utilisés.

Le BIC est inspiré à partir de AIC mais la pénalité dans ce critère dépend de la taille de l'échantillon et pas seulement du nombre de paramètres.

Où

$$\begin{aligned} AIC &= -2 \ln(L) + 2k \\ BIC &= -2 \ln(L) + k \ln(N) \end{aligned}$$

Équation 4-4

Avec : L est le maximum de la fonction de vraisemblance du modèle, k le nombre de paramètres à déterminer et N est le nombre d'observations.

4.3.2.5 Linéarisation

La linéarisation est aussi utilisée pour déterminer les paramètres de la distribution testée. Cependant, les chercheurs insistent que la maximisation de la fonction de log-vraisemblance donne des résultats plus précis. Pour cela, la linéarisation pour cette étude sera faite juste pour une validation graphique pour les résultats obtenus. Un exemple de linéarisation de la fonction Weibull est présenté :

Fonction de répartition

$$F(t) = 1 - e^{-\left(\frac{t-y}{n}\right)^{\rho}}$$

Équation 4-5

Plusieurs formules sont utilisées pour estimer les paramètres de la fonction Weibull. La méthode choisie est celle des moindres carrées pour sa simplicité et son utilisation massive (Polák et Drápalová, 2012). Selon (Polák et Drápalová, 2012), la fonction Weibull peut être linéarisée et transformée en la forme :

$$y = kx + q$$

Équation 4-6

Linéarisation

$$F(t) = 1 - e^{-\left(\frac{t-y}{n}\right)^\beta}$$

$$\ln(-\ln(1 - F(t))) = \beta \ln(t) - \beta \ln(\alpha)$$

$$kx = \beta \ln(t)$$

$$q = -\beta \ln(t)$$

La figure 4.2 explique comment déterminer les paramètres du modèle à partir d'une régression linéaire. Un coefficient d'ajustement R^2 sera également calculé afin de valider le modèle.

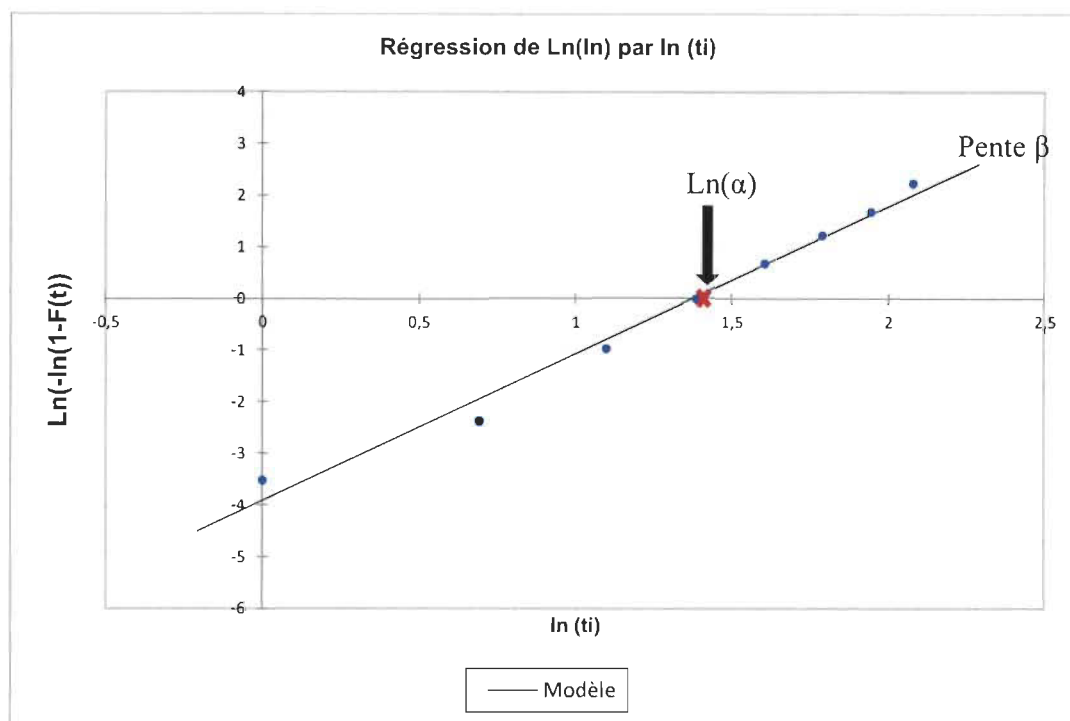


Figure 4.2. Linéarisation de la fonction Weibull

4.3.3 Intégration de l'obsolescence technologique future

Bien que plusieurs recherches considèrent l'intégration de la croissance technologique dans les modèles de prévision des ventes, le raccourcissement de la durée de vie causé par l'évolution technologique dans le calcul des quantités générées futures est absent. Ce modèle vise à l'intégrer dans la modélisation de durée de vie de l'équipement.

Vu l'absence de référence et de quantification de cet effet sur la durée de vie, le coefficient calculé par Park *et al.* (2006) sera utilisé. Dans leur étude, Park *et al.* (2006) ont déterminé le coefficient de la dépréciation de la durée de vie des technologies.

Ce coefficient est de 16,08 % pour les équipements électroniques chaque trois ans et sera considéré comme constant vu que l'horizon de prévision n'est pas assez long pour considérer les variations.

Soit D_t , le coefficient de la dépréciation technologique qui est mesuré, selon Park *et al.* (2006) par plage de trois ans. Ce coefficient pour le modèle de prévision des déchets futurs et par la suite le modèle proposé considère que $D_t = 0$ pour $t = T_0$ (1^{ère} année de calcul).

Ce coefficient sera appliqué sur la valeur moyenne de la distribution : par exemple, pour le cas de la distribution Weibull, il sera appliqué seulement sur le paramètre échelle.

Afin de présenter toutes les possibilités et pour quantifier l'effet de l'intégration d'un tel coefficient, deux scénarios seront simulés :

1. scénario 1 : calcul en incluant D_t ;
2. scénario 2 : calcul en excluant D_t .

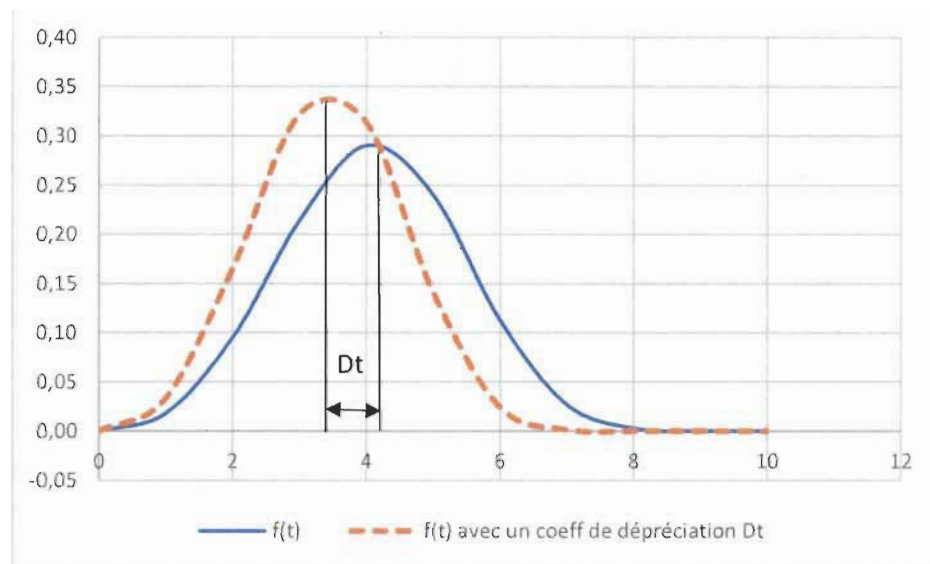


Figure 4.3. Effet de l'obsolescence technologique sur la durée de vie d'un équipement

Comme indique la figure 4.3, le modèle suggère que le scénario 1 présente le cas optimiste où la durée de vie reste inchangeable au fils des années. Alors que le scénario 2 est le cas

pessimiste où les durées de vie des équipements sont dépréciées au même rythme que la dépréciation de la durée de vie de la technologie.

4.4 Modèle de prévision des ventes

Le modèle proposé ne fournit pas une simple estimation des quantités générées mais il prévoit ses quantités futures. Pour ce faire, la deuxième composante du modèle (les ventes) doit être projetée dans le futur.

Telle que présentée dans la revue de la littérature, la pénétration technologique est généralement modélisée par les modèles de croissance (modèle logistique et de Gompertz). Le modèle ARMA a aussi montré une bonne fiabilité dans la modélisation des ventes des ordinateurs selon (Petridis *et al.*, 2016). Pour cela, le modèle propose de tester ces trois modèles de prévision et de les comparer selon les erreurs résultantes.

4.4.1 Modèle logistique

Généralement, la croissance biologique suit une courbe en « S » ou une courbe logistique qui modélise au mieux la croissance et le déclin au fil du temps. Puisque l'adoption de produits basés sur la technologie est semblable à la croissance biologique, le modèle logistique est largement utilisé pour la prévision technologique (Trappey et Wu, 2007).

L'équation du modèle est :

$$F(t) = \frac{m}{1 + e^{-(a+bt)}}$$

Équation 4-7

Où m est la limite supérieure ou le niveau de saturation. Ce coefficient est déterminé selon le niveau maximum de ventes prévues. Ceci peut être révélé à partir d'une analyse

concernant le nombre de consommateurs potentiels ainsi que du taux de pénétration du produit dans les ménages.

Pour estimer les paramètres a et b , l'équation du modèle logistique :

4.4.1.1 Linéarisation

La fonction est transformée en fonction linéaire en utilisant des logarithmes népériens. Le modèle linéaire est exprimé par :

$$Y(t) = \ln(F(t) / (m - F(t))) = -\ln(a) + bt$$

Équation 4-8

Les paramètres a et b sont ensuite estimés en utilisant une régression linéaire comme indique la figure 4.4.

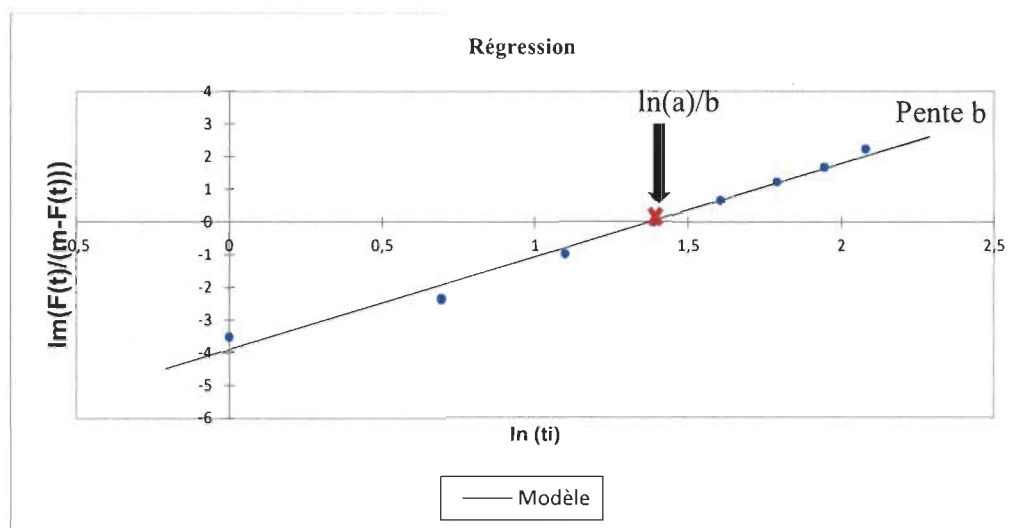


Figure 4.4. Détermination des paramètres de la fonction logistique

4.4.1.2 Régression non linéaire

Les paramètres peuvent être déterminés directement à partir d'une régression non linéaire. Le coefficient d'ajustement R^2 peut refléter la qualité du modèle. Plusieurs logiciels offrent la possibilité de déterminer la meilleure régression non linéaire qui maximise ce coefficient. Dans cette étude, XLSTAT sera utilisé.

4.4.2 Modèle de Gompertz

Le modèle Gompertz a été utilisé pour la première fois pour calculer les taux de mortalité en 1825, mais il a depuis été appliqué pour la prévision technologique.

Bien que la courbe de Gompertz soit similaire à la courbe logistique simple, elle n'est pas symétrique par rapport au point d'inflexion qui se produit à $t = (\ln(b) / k)$.

$$F(t) = me^{-ae^{-bt}}$$

Équation 4-9

De même, le paramètre m est la limite supérieure de la croissance ou le coefficient de saturation. Il doit être fixé avant d'estimer les paramètres a et b .

Pour estimer les paramètres a et b , la fonction est transformée à l'aide du logarithme népérien en une fonction linéaire.

$$Y(t) = \ln(\ln(m / F(t))) = \ln(a) - bt$$

Équation 4-10

Les paramètres a et b sont ensuite estimés en utilisant une régression linéaire simple ou régression non linéaire comme expliqué dans le modèle logistique.

4.4.3 Modèle Box et Jenkins / ARIMA

Un modèle de moyenne mobile intégrée autorégressive (ARIMA) est une généralisation d'un modèle de moyenne mobile autorégressive (ARMA). Il comporte deux composantes AR et MA.

$$Y_t = \gamma + \varepsilon_t + \sum_{i=1}^p \alpha_i Y_{t-i} + \sum_{i=1}^q \theta_i \varepsilon_{t-i}$$

Équation 4-11

Un modèle ARIMA est étiqueté comme modèle ARIMA (p,d,q), dans lequel :

p est le nombre de termes autorégressifs

d est le nombre de différences

q est le nombre de moyennes mobiles.

4.4.3.1 Différenciation et stationnarité

Une série est considérée comme étant stationnaire lorsque ses propriétés statistiques (moyenne, variance) sont constantes dans le temps. Il existe plusieurs tests de stationnarité dont le plus célèbre est le test de la racine unitaire (Liang *et al.*, 2014).

Dans le cas où la série n'est pas stationnaire, il existe des moyens pour la rendre stationnaire. Il faut parfois stabiliser la variance lorsqu'on observe une augmentation de la variance de la série dans le temps. Pour ce faire, il est possible d'utiliser la transformation logarithmique.

$$Y_t = \ln(X_t)$$

La différence est souvent appliquée pour stabiliser la moyenne. Pour ce faire, la différenciation s'avère nécessaire. Cela s'exprime de la manière suivante :

$$\begin{aligned}\delta X_t &= X_t - X_{t-1} \\ \delta^2 X_t &= X_t - 2X_{t-1} + X_{t-2}\end{aligned}$$

Une fois la série est devenue stationnaire après la deuxième différenciation, l'analyse devient pour un modèle ARMA(p,q).

4.4.3.2 Ordre du modèle autorégressif AR(p)

Il est possible de proposer des candidats de modèles ARIMA en effectuant l'étude des diagrammes de la fonction d'autocorrélation et de la fonction d'autocorrélation partielle. D'une part, les candidats potentiels pour un modèle autorégressif se manifestent par une atténuation lente de la courbe du corrélogramme de la fonction d'autocorrélation partielle et rapide à partir d'un certain décalage p de la courbe du corrélogramme d'autocorrélation.

4.4.3.3 Ordre de la moyenne mobile MA(q)

Les candidats potentiels pour un modèle de moyenne mobile se détectent par une atténuation lente de la courbe du corrélogramme de la fonction d'autocorrélation et par un pic à un certain décalage q dans le diagramme d'autocorrélation partielle.

Finalement, les candidats de modèles mixtes peuvent se repérer par la présence de pics à la fois à partir d'un décalage p dans le corrélogramme de la fonction d'autocorrélation et d'un décalage q dans le corrélogramme de la fonction d'autocorrélation partielle.

Généralement, la validation des résultats est une des étapes les plus importantes du processus de modélisation. Cependant, cette étape doit être exécutée seulement après la sélection du modèle qui montre les meilleures performances en termes de minimisation des erreurs. Car il est inutile de valider les résultats de chacun des modèles candidats.

4.5 Estimation des quantités de métaux inclus dans les équipements en fin de vie

Une fois les quantités des équipements en fin de vie estimées pour les prochaines années, les prévisions des quantités des métaux inclus dans ces biens peuvent être déterminées à partir des quantités moyennes de métaux que chaque équipement contient.

Pour une période bien définie, supposons que le nombre d'équipements en fin de vie de N types de produit sont $X_1 \dots X_n$ et supposons qu'un équipement i contient les métaux suivants :

- ✓ P_{11} gramme d'or (Au)
- ✓ P_{12} gramme d'argent (Ag)
- ✓ P_{13} gramme de fer (Fe)
- ✓ P_{14} gramme de zinc (Zn)
- ✓ P_{15} gramme d'aluminium (Al)

Les résultats des quantités des métaux contenus dans ces équipements sont présentés dans le tableau 4.2.

Tableau 4.2. Estimation des quantités de métaux inclus dans les équipements en fin de vie

Équipement	Quantité en fin de vie	Quantité moyenne des métaux inclus dans un équipement					Quantité totale des métaux inclus				
		Au	Ag	Fe	Zn	Al	Au	Ag	Fe	Zn	Al
Équipement 1	X_1	P_{11}	P_{12}	P_{13}	P_{14}	P_{15}	$X_1 \cdot P_{11}$	$X_1 \cdot P_{12}$	$X_1 \cdot P_{13}$	$X_1 \cdot P_{14}$	$X_1 \cdot P_{15}$
....
Équipement N	X_n	P_{n1}	P_{n2}	P_{n3}	P_{n4}	P_{n5}	$X_n \cdot P_{n1}$	$X_n \cdot P_{n2}$	$X_n \cdot P_{n3}$	$X_n \cdot P_{n4}$	$X_n \cdot P_{n5}$
Total							$\sum_{i=1}^N x_i p_{i1}$	$\sum_{i=1}^N x_i p_{i2}$	$\sum_{i=1}^N x_i p_{i3}$	$\sum_{i=1}^N x_i p_{i4}$	$\sum_{i=1}^N x_i p_{i5}$

4.6 Perspectives : probabilité des retours

Dans cette partie, une perspective pour les analyses des retours des équipements en fin de vie sera suggérée afin de compléter le modèle proposé.

Ce sont les études en amont du modèle développé. Une fois les quantités en fin de vie calculées, les probabilités des retours, ainsi que les alternatives potentielles pour la valorisation des équipements en fin de vie doivent être déterminées.

Le comportement de retour du client est un facteur d'influence très important qui doit être pris en compte dans le modèle de prévision.

Selon Liang *et al.* (2014), les personnes ne retournent pas immédiatement et parfois le délai entre l'échec du produit et l'action de retour peut être d'une demi-année ou plus. La fonction de retour est généralement fortement inclinée vers la gauche modélisée par des fonctions gaussiennes inverses, tel qu'illustré dans la figure 4.5.

Le choix de Gaussienne inverse est également dû à sa flexibilité dans la modélisation des trois caractéristiques suivantes : 1) la majorité des personnes renverront des produits endommagés ou indésirables dans un court laps de temps, 2) une quantité considérable de

personnes qui retourneront le produit après une période relativement longue et 3) d'autres ne retourneront jamais les produits.

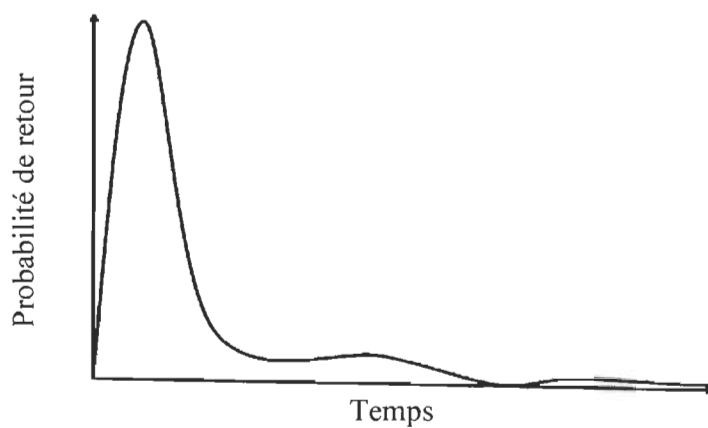


Figure 4.5. Probabilité de retour du produit (Liang *et al.*, 2014)

4.7 Conclusion

Ce chapitre a permis de présenter le modèle de prévision des déchets électroniques proposé et d'expliquer les différentes étapes afin de l'implémenter.

Ce modèle sera appliqué sur une étude de cas. Cette étude portera sur le marché des téléphones intelligents en Amérique du Nord (Canada, États-Unis et Mexique) présenté dans le chapitre suivant.

CHAPITRE 5 – CAS DU MARCHÉ NORD-AMÉRICAIN : TÉLÉPHONES INTELLIGENTS

Cette partie consiste à appliquer le modèle théorique développé sur le marché de télécommunication en Amérique du Nord, plus spécifiquement sur le marché des téléphones intelligents. Une fois les données collectées, les modèles de prévision des ventes et de la durée de vie seront appliqués comme décrit dans la partie théorique. Deux scénarios seront simulés : avec et sans intégration de l'obsolescence technologique dans la durée de vie.

5.1 Collecte des données de ventes des cellulaires

La disponibilité des données est la contrainte la plus importante afin d'appliquer les modèles de prévision. Les données de ventes des téléphones intelligents ne sont disponibles pour l'Amérique du Nord que pour quatre ans. Ceci s'avère insuffisant pour développer un bon modèle de prévision.

L'hypothèse proposée afin de remédier à ce manque de données est de considérer le poids des États-Unis constant au fil des années afin d'estimer les ventes en Amérique du Nord entre 2005 et 2012.

5.1.1 Sources des données

Les données sont collectées à partir de deux sources : « Statista », qui est un site de statistiques, d'études de marché et un portail de business intelligence et du groupe GfK (Gesellschaft für Konsumforschung; société pour la recherche sur la consommation).

Le tableau 5.1 présente les données de ventes de téléphones intelligents aux États-Unis et en Amérique du Nord (incluant le Mexique).

5.1.2 Estimations des données manquantes

Les données disponibles sont les ventes au marché nord-américain entre 2013 et 2016 et celles aux États-Unis entre 2005 et 2016. Le poids du marché américain présente en moyenne 71 % entre 2013 et 2016 avec une faible variation. En partant de l'hypothèse que ce poids n'ait pas changé d'une façon significative, les données de ventes en Amérique du Nord entre 2005 et 2012 seront estimées en divisant les ventes aux États-Unis par son poids.

Tableau 5.1. Téléphones intelligents vendus aux États-Unis et en Amérique du Nord

Année	Téléphones intelligents vendus (millions unités) aux état unis	Téléphones intelligents vendus (millions unités) en Amérique du Nord	Part du marché des États-Unis en Amérique du nord
2005	9,30	13,09*	
2006	12,70	17,88*	
2007	21,16	29,80*	
2008	27,86	39,24*	
2009	28,69	40,41*	
2010	44,03	62,02*	
2011	67,27	94,75*	
2012	82,44	116,11*	
2013	105,09	148,01	73 %
2014	119,54	168,37	68 %
2015	129,45	182,32	73 %
2016	134,54	189,49	71 %

* : valeur estimée.

5.2 Modèle de prévision

Afin de prévoir les ventes futures des téléphones intelligents aux Amériques du Nord, les trois modèles mentionnés dans le chapitre précédent seront utilisés : le modèle logistique, le modèle Gompertz et le modèle ARIMA. Chaque modèle sera étudié séparément afin d'optimiser ses paramètres en minimisant les critères MAE et MSE.

Le meilleur candidat de chaque modèle sera comparé aux autres avec les mêmes critères. Enfin, les prévisions futures seront faites selon le modèle gagnant.

L'extension XLSTAT de Microsoft Excel est utilisée afin d'optimiser les paramètres de chaque modèle. Les résultats détaillés seront présentés en annexe. La première année de données 2005 sera présentée par $t = 1$.

5.2.1 Logistique

La fonction générale du modèle est décrite de la façon suivante :

$$F(t) = \frac{m}{1 + e^{-(a+bt)}}$$

Équation 5-1

Le coefficient de saturation « m » sera considéré comme étant les ventes quand la pénétration des téléphones intelligents sera 100 % en Amérique du Nord.

La figure 5.1 présente la courbe de régression non linéaire de la fonction logistique. Le modèle choisi semble adéquat et sera le candidat sélectionné pour le modèle logistique.

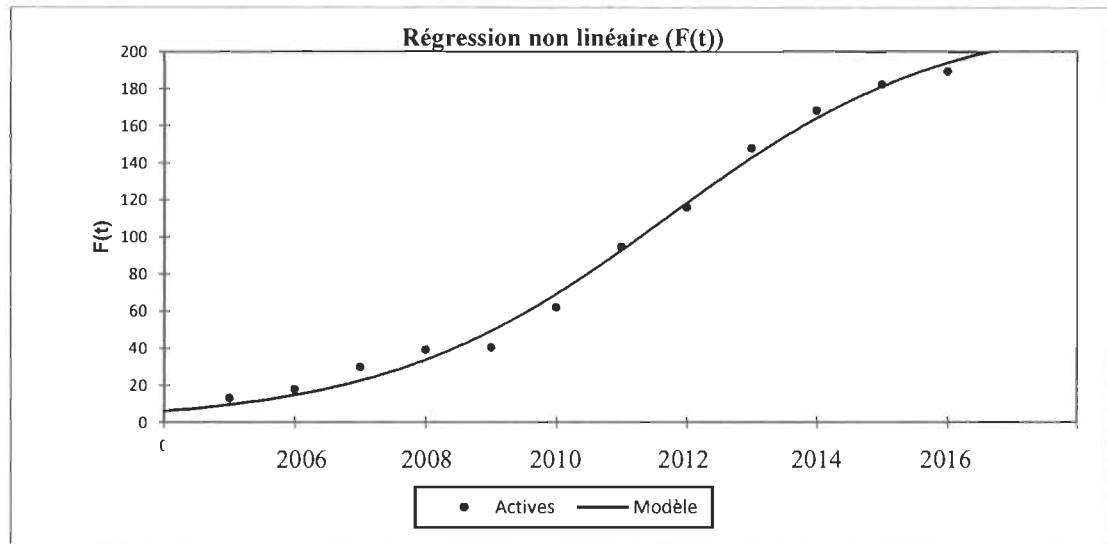


Figure 5.1. Régression non linéaire – modèle logistique

Les paramètres minimisant les critères MSE et MAE sont présentés dans le tableau 5.2. Les détails de calcul fait par XLSTAT sont présentés à l'annexe 2.

Tableau 5.2. Paramètres optimaux du modèle logistique

Paramètre	Valeur	Erreur standard
b	- 3,568	0,195
a	0,465	0,038
m	220,079	11,806

En considérant ces paramètres, les erreurs sont comme suit :

$$MAE = \sum_{t=1}^{12} \frac{|Y_t - F_t|}{12} = 4.52$$

$$MSE = \sum_{t=1}^{12} \frac{(Y_t - F_t)^2}{12} = 34.47$$

L'équation du modèle résultante est :

$$F(t) = \frac{220,079}{(1 + e^{-(0,465t - 3,568)})}$$

5.2.2 Gompertz

La fonction générale du modèle est décrite de la façon suivante :

$$F(t) = me^{-ae^{-bt}}$$

La figure 5.2 présente la courbe de régression non linéaire de la fonction Gompertz. Le modèle choisi semble adéquat et sera le candidat sélectionné pour le modèle Gompertz.

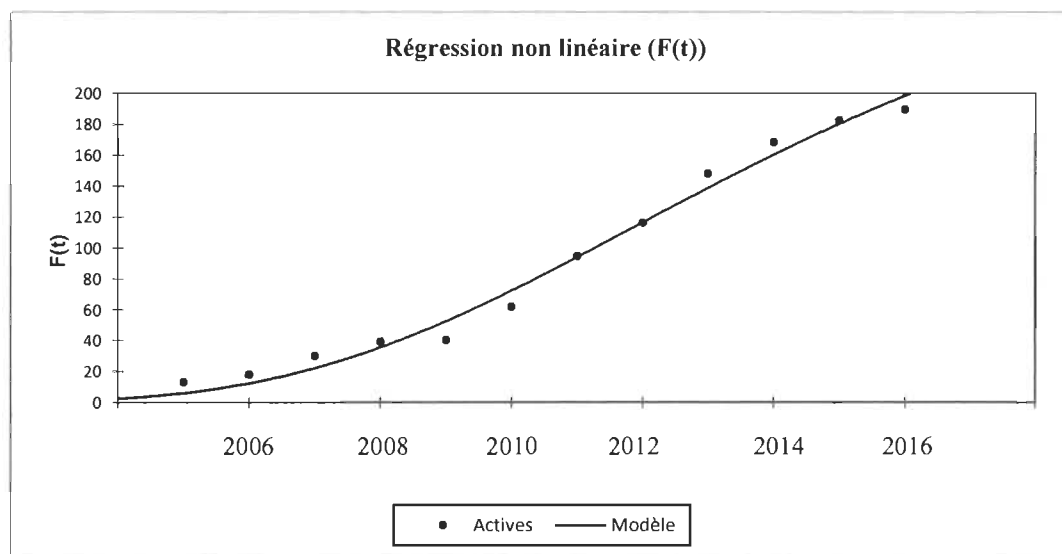


Figure 5.2. Régression non linéaire – modèle Gompertz

Les paramètres minimisant les critères MSE et MAE sont présentés dans le tableau 5.3. Les résultats sont obtenus à partir du logiciel XLSTAT (voir l'annexe 2).

Tableau 5.3. Paramètres optimaux du modèle Gompertz

Paramètre	Valeur
m	306,199
a	4,775
b	0,200

En considérant ces paramètres, les erreurs sont comme suit :

$$MAE = \sum_{t=1}^{12} \frac{|Y_t - F_t|}{12} = 6.28$$

$$MSE = \sum_{t=1}^{12} \frac{(Y_t - F_t)^2}{12} = 71.5$$

L'équation du modèle résultante est :

$$F(t) = 306.2e^{-4.78e^{-0.2t}}$$

5.2.3 Modèle ARIMA

Un modèle ARIMA est composé de trois paramètres d, q et p. La première étape est de déterminer ces paramètres selon la méthode décrite dans le modèle théorique. Puis, la moyenne des valeurs absolues des erreurs et la moyenne des carrés d'erreurs seront calculées. Le modèle obtenu sera le candidat du modèle ARIMA et sera comparé par rapport aux deux autres modèles.

5.2.3.1 Détermination de l'ordre de différenciation (d)

L'ordre de différenciation est le nombre de différenciation d'une série chronologique afin de la rendre stationnaire. L'une des caractéristiques d'une série stationnaire est qu'elle fluctue autour d'une valeur moyenne et sa fonction d'autocorrélation décline rapidement vers zéro.

Si l'autocorrélation de décalage 1 est égale à 0 ou négative, la série n'a pas besoin d'être différenciée (Delignières, 2000).

L'ordre optimal de différenciation est souvent celui pour lequel l'écart type est minimal. Un accroissement de l'écart type doit donc être considéré comme un symptôme de sur-différenciation.

Différenciation d'ordre 1 ($d = 0$) : correspond à la série dans son état initial

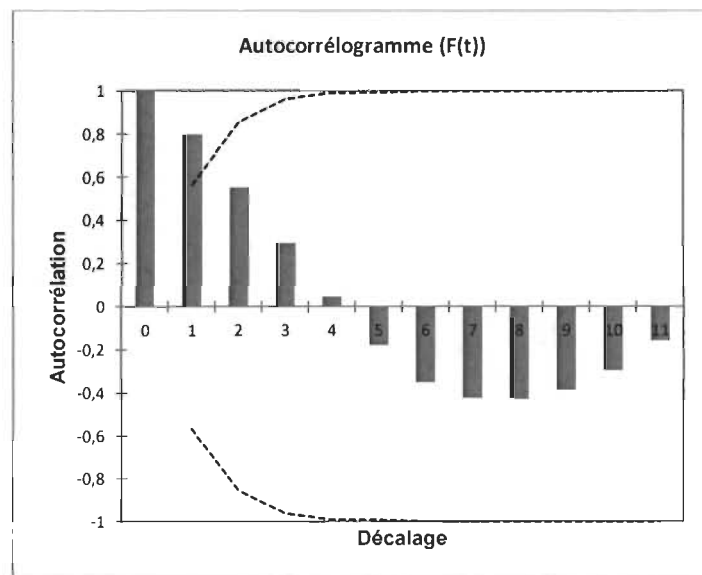


Figure 5.3. Corrélogramme de la fonction d'autocorrélation pour la série chronologique avec $d = 0$

Le corrélogramme de la fonction d'autocorrélation présenté de la série initiale semble indiquer que les valeurs des r_i s'atténuent plutôt lentement dans le temps pour les quatre premiers décalages. L'écart type de la série est important : 66,85. Cette série nécessite de toute évidence d'être différenciée (c'est-à-dire appliquer le modèle ARIMA (0,1,0)).

Différenciation d'ordre 1 ($d = 1$)

Une différenciation d'ordre 1 suppose que la différence entre deux valeurs successives de X est constante.

$$\delta X_t = X_t - X_{t-1} = \gamma + \varepsilon_t$$

Équation 5-2

On procède à l'application de la même analyse précédente mais cette fois sur les différences d'ordre 1.

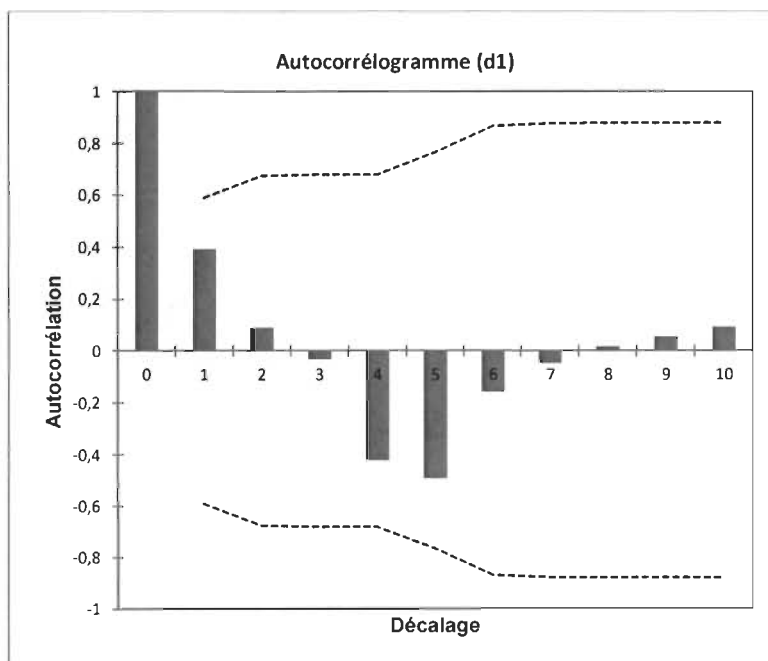


Figure 5.4. Corrélogramme de la fonction d'autocorrélation pour la série chronologique avec $d = 1$

La figure 5.4 montre que les valeurs s'atténuent plus rapidement et que la série semble être stationnaire. L'écart type a été aussi réduit de manière importante, de 68,85 à 10,48. Une différenciation d'ordre 2 sera testé.

Différenciation d'ordre 2 ($d = 2$)

Une différenciation d'ordre 2 suppose que la différence entre deux valeurs successives des différences d'ordre 1 est constante.

$$\delta X_t = X_t - 2X_{t-1} + X_{t-2} = \gamma + \varepsilon_t$$

Équation 5-3

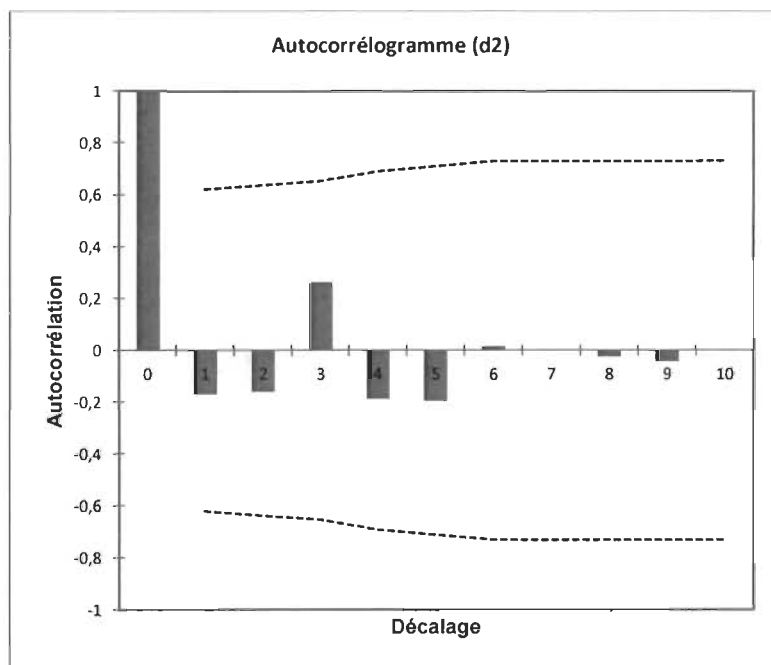


Figure 5.5. Corrélogramme de la fonction d'autocorrélation pour la série chronologique avec $d = 2$

La figure 5.5 montre que le décalage numéro 1 est déjà négatif. La série peut être considérée comme stationnaire. Cependant, l'écart type a augmenté de 10,48 à 11,19, et par la suite, l'ordre $d = 1$ sera sélectionné.

5.2.3.2 Détermination des paramètres q et p

Afin de déterminer l'ordre du modèle autorégressif « p » et l'ordre de la composante de la moyenne mobile « q », on effectue une analyse des corrélogrammes de la fonction d'autocorrélation et la fonction d'autocorrélation partielle qui sont présentées respectivement dans la figure 5.6 et la figure 5.7.

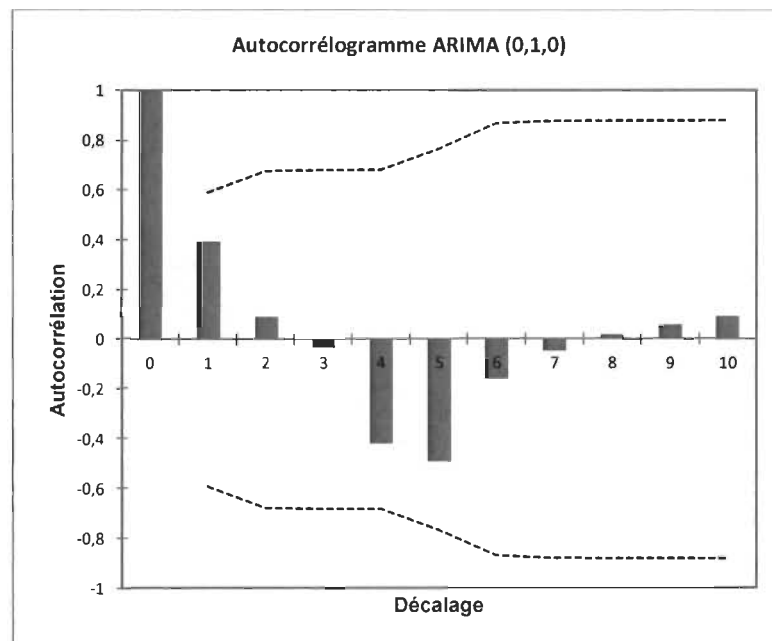


Figure 5.6. Corrélogramme de la fonction d'autocorrélation pour la série chronologique avec $d = 1$

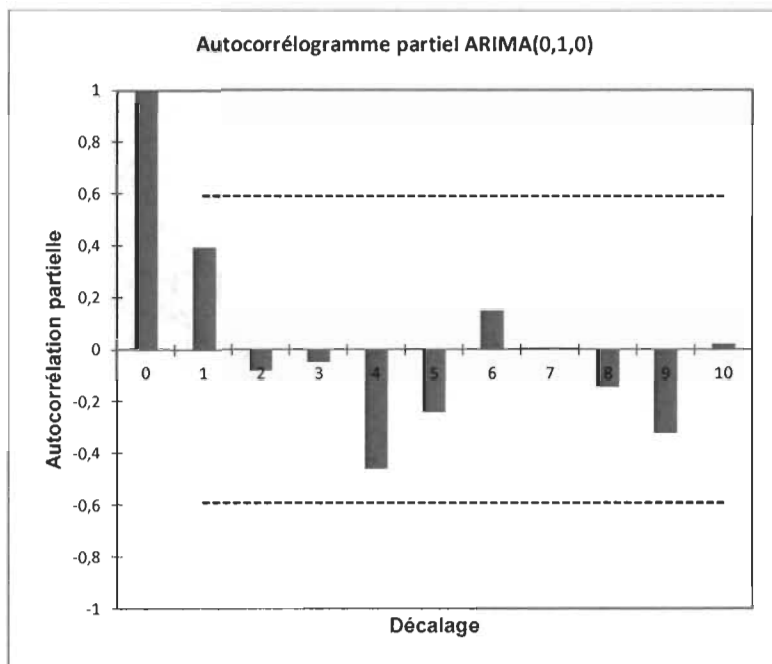


Figure 5.7. Corrélogramme de la fonction d'autocorrélation partielle pour la série chronologique avec $d = 1$

Pour la figure 5.6, on remarque un petit pic au décalage 1. On peut donc soupçonner qu'un candidat autorégressif d'ordre 1 serait adéquat.

De même pour la composante moyenne mobile, la figure 5.7 montre un petit pic au décalage 1. L'ordre $MA = 1$ sera retenu.

5.2.3.3 Sélection du modèle retenu

À partir de l'analyse des corrélogrammes de la fonction d'autocorrélation et la fonction d'autocorrélation partielle, les paramètres sélectionnés sont $d = 1$, $p = 1$ et $q = 1$.

Par la suite, trois candidats retenus seront les modèles ARIMA $(p, d, q) = (0, 1, 1)$; $(p, d, q) = (1, 1, 0)$ et $(p, d, q) = (1, 1, 1)$.

Le choix du meilleur modèle sera basé sur le critère de minimisation des critères MAE et MSE présenté dans le tableau 5.4.

Tableau 5.4. Sélection du modèle ARIMA

Modèle	MSE	MAE
ARIMA (1,1,1)	<u>96,2</u>	<u>7,1</u>
ARIMA (0,1,1)	147	8,6
ARIMA (1,1,0)	97,1	<u>7,1</u>

Le candidat mixte (1,1,1) est celui qui a le minimum de critères MAE et SCE et ainsi il sera retenu. Les résultats des différents modèles sont présentés à l'annexe 1. La figure 5.8 présente la représentation graphique du modèle ARIMA sélectionné.

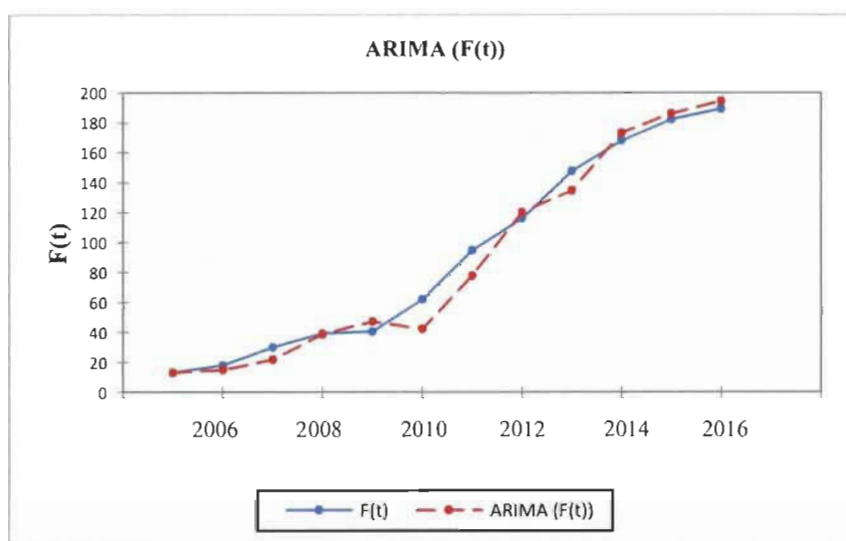


Figure 5.8. Modèle ARIMA (1,1,1)

5.2.4 Sélection du modèle de prévision

Les trois candidats sélectionnés de chaque modèle seront comparés à l'aide des deux critères définis précédemment MAE et MSE. Le meilleur modèle qui sera sélectionné finalement est celui qui minimise ces critères.

Tableau 5.5. Comparaison des modèles de prévisions sélectionnés

Modèle	Paramètres	MAE	MSE
Logistique	m = 220,08 a = - 3,568 b = 0,465	<u>4,52</u>	<u>34,74</u>
Gompertz	m = 306,2 a = 4,78 b = 0,2	6,28	71,5
ARIMA	d = 1 p = 1 q = 1	6,73	74,44

D'après les résultats obtenus, c'est le modèle logistique qui minimise les deux critères sélectionnés : la moyenne des valeurs absolues des erreurs (MAE) et la moyenne des carrés des erreurs (MSE). Ainsi, le candidat gagnant est le modèle logistique avec les paramètres comme décrit dans le tableau 5.5.

Afin de valider le modèle choisi, le coefficient de détermination est calculé comme suit :

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_1^n (y_i - y_{ip})^2}{\sum_1^n (y_i - \bar{y})^2} = \frac{310,252}{49153,14} = 99.36\%$$

Le modèle sélectionné explique la dispersion de données à 99,36 %, ce qui peut être considéré comme étant un très bon coefficient pour valider la qualité du modèle logistique choisi.

5.2.5 Application du modèle de prévision sélectionné

Une fois le modèle de prévision sélectionné, la dernière étape est de le mettre en application afin de prévoir les ventes des téléphones intelligents dans le marché nord-américain dans les prochaines années. Les résultats des prévisions des ventes entre 2017 à 2025 sont présentés dans le tableau 5.6.

Tableau 5.6. Prévision des ventes des téléphones intelligents en Amérique du nord

Année	Prévision téléphone intelligent (millions unité) Amérique du Nord
2017	203,04
2018	209,06
2019	213,03
2020	215,60
2021	217,24
2022	218,29
2023	218,95
2024	219,37
2025	219,63

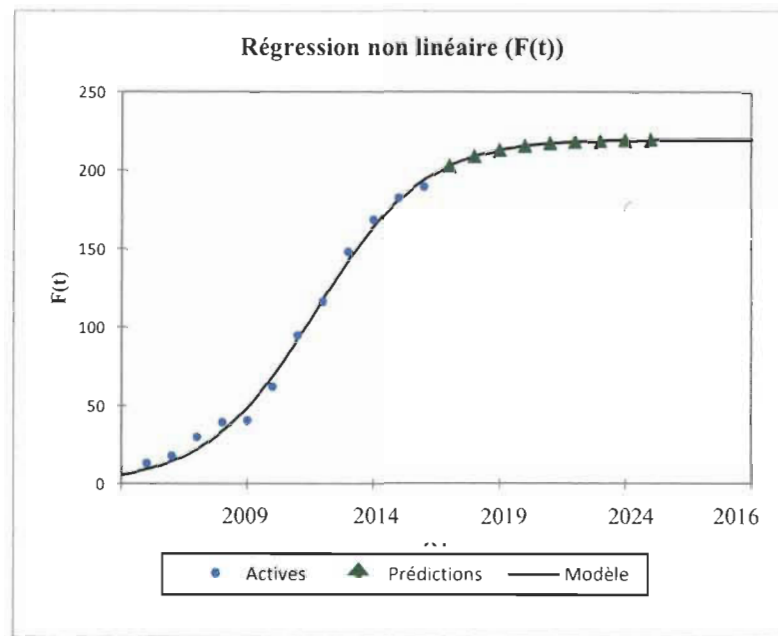


Figure 5.9. Modèle de prévision logistique

Les résultats montrent que les ventes continueront leur croissance rapide mais seront ralenties en s'approchant du niveau de saturation. Le graphique du modèle et des prévisions sont présentés dans la figure 5.9.

Il est remarquable que le marché de vente soit proche du niveau de saturation et que l'évolution sera de plus en plus lente à partir de 2019.

5.3 Estimation durée de vie

Dans cette partie, la première étape afin de modéliser la durée de vie des téléphones intelligents est la collection des données. Ensuite, ces données vont être analysées pour modéliser la meilleure loi de distribution qui décrit les données analysées.

5.3.1 Collecte des données

Telle que mentionnée dans la partie théorique, l'approche proposée consiste à collecter les données à partir d'une analyse des proportions des durées de vie d'un produit.

Les données qui seront utilisées sont issues d'une analyse des durées de vie des équipements réalisés en Norvège. Leur méthode consistait à déterminer les proportions de téléphones intelligents en fin de vie en fonction de leur âge en ayant recours à la méthode Delphi. L'équipe d'experts se composait de 13 Norvégiens et de 11 Danois. Les résultats de cette étude sont présentés dans le tableau 5.7 et le tableau 5.10.

Tableau 5.7. Proportion des téléphones intelligents en fonction de leur âge en fin de vie

Âge	Proportion
1	0,029
2	0,06
3	0,227
4	0,309
5	0,234
6	0,107
7	0,029
8	0,005
9	0,0

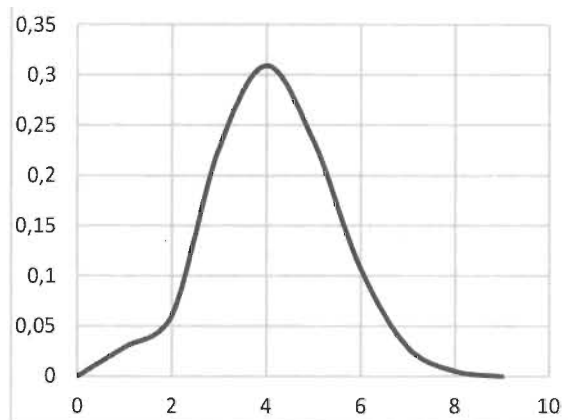


Figure 5.10. Proportion des téléphones intelligents en fonction de leur âge en fin de vie

L'approche suggérée propose de modéliser la durée de vie comme une distribution paramétrique et non comme une simple moyenne des observations.

5.3.2 Maximisation de la fonction de vraisemblance

La méthode du maximum de vraisemblance consiste à trouver le modèle théorique qui donne la densité de probabilité maximale pour les données collectées. Cette maximisation passe par le choix des paramètres optimaux pour chaque distribution.

$$L_t(\alpha, \beta) = \prod_{i=1}^N f(t_i)$$

Dans le cas où les données expérimentales sont nombreuses, la maximisation sera faite pour le log-vraisemblance afin d'éviter les valeurs très proches de 0.

$$\begin{aligned}
Ln(L_i(\alpha, \beta)) &= Ln\left(\prod_{i=1}^N f(x_i)\right) \\
&= NLn(\beta) - N\beta Ln(\alpha) - \sum_{i=1}^N \left(\frac{t_i}{\alpha}\right)^\beta + (\beta - 1) \sum_{i=1}^N Ln(t_i)
\end{aligned}$$

Afin de maximiser cette fonction, les racines de sa dérivée doivent être identifiées. Contrairement à la régression linéaire, une solution analytique exacte n'existe pas. Il est donc nécessaire d'utiliser un algorithme itératif. Plusieurs chercheurs proposent d'utiliser l'algorithme de Newton-Raphson. Les analyses seront faites à l'aide de Minitab qui propose la résolution de ce problème avec cet algorithme. Il suffit de faire entrer le nombre maximum d'itérations et le seuil de convergence. Le tableau 5.8 montre les résultats de Minitab pour l'ajustement de la loi Weibull.

Tableau 5.8. Paramètres loi Weibull

Paramètre	Valeur	Erreur standard
Bêta	3,456	0,044
Alpha	4,578	0,044

Avec :

Log-vraisemblance(LV) = - 1690,921

AIC(LV) = 3385,841

5.3.3 Choix de la distribution

La même méthode est exécutée pour les distributions normale, log-normale et exponentielle. Enfin, le meilleur candidat de chaque distribution sera comparé aux autres avec le même critère de décision : maximisation du log-vraisemblance et minimisation du critère AIC. Le tableau 5.9 illustre les résultats obtenus.

Tableau 5.9. Logvraisemblance des distributions candidates

Distribution	Paramètres	Log-vraisemblance	AIC
Weibull	Forme = 3,45 Échelle = 4,5779	<u>- 1690,921</u>	<u>3381,838</u>
Normale	Moyenne = 4,12 Écart type = 1,316	- 1694,039	3392,064
log-normale	Emplacement = 1,3545 Échelle = 0,378	- 1801,194	3598,388
Exponentiel	Moyenne = 4,121	- 2416,96	4830,192

Les résultats confirment que les distribution Weibull et normale sont les meilleures qui maximisent la fonction de log-vraisemblance et minimise le critère AIC.

La loi Weibull est légèrement meilleure que la normale par la suite, elle sera considérée afin de modéliser la durée de vie dont les paramètres sont $\alpha = 4,578$ et $\beta = 3,45$.

5.4 Intégration de l'effet de l'obsolescence technologique dans la durée de vie

Certes, la durée de vie des équipements de télécommunication se raccourcit en raison de la désuétude technologique. Jusqu'à maintenant, il n'y a pas d'études qui quantifient exactement ce coefficient de raccourcissement. La méthode la plus fiable est d'estimer ce coefficient à partir du suivi de la durée de vie moyenne en fonction du temps tel que décrit dans la partie théorique. Cependant, les études sur ce sujet sont rares, ce qui rend la collecte de plusieurs données sur l'historique des moyennes des durées de vie des téléphones intelligents difficile, voire impossible.

Pour résoudre ce problème, une hypothèse sera proposée. Elle implique que ce coefficient est considéré comme étant égal au coefficient de la dépréciation des durées de vie des technologies dans le domaine de télécommunication. Ce coefficient, qui a été calculé par Park *et al.* (2006), est de 16,08 % tous les trois ans pour le domaine des électroniques en

général, soit 5,36 %/année. Les quantités générées les prochaines années seront calculées pour deux scénarios : avec et sans ce coefficient.

Vu que les données déjà collectées datent d'une étude faite en 2010, les paramètres identifiés seront assignés à 2010 et le coefficient de raccourcissement sera appliqué pour le paramètre échelle. Le paramètre forme sera constant. Le tableau 5.10 illustre les distributions des téléphones intelligents selon l'âge et la date de vente.

Tableau 5.10. La fonction de répartition de Weibull en intégrant le coefficient de l'obsolescence technologique dans la durée de vie

Année de vente	2010	2013	2016	2019	2022
Coefficient distribution Weibull	$\beta = 3,45$ $\alpha = 4,58$	$\beta = 3,45$ $\alpha = 3,85$	$\beta = 3,45$ $\alpha = 3,23$	$\beta = 3,45$ $\alpha = 2,74$	$\beta = 3,45$ $\alpha = 2,288$
t	F(t)	F(t)	F(t)	F(t)	F(t)
0	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
1	0,01	0,01	0,02	0,03	0,06
2	0,06	0,10	0,18	0,30	0,48
3	0,21	0,35	0,54	0,76	0,93
4	0,47	0,69	0,88	0,98	1,00
5	0,75	0,92	0,99	1,00	1,00
6	0,92	0,99	1,00	1,00	1,00
7	0,99	1,00	1,00	1,00	1,00
8	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00
9	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00
10	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00

Ces données sont présentées par la figure 5.11. On peut remarquer que la fonction de répartition tend à converger vers la valeur 1 plus rapidement pour les ventes les plus récentes, ce qui est normal puisque la durée de vie est en diminution.

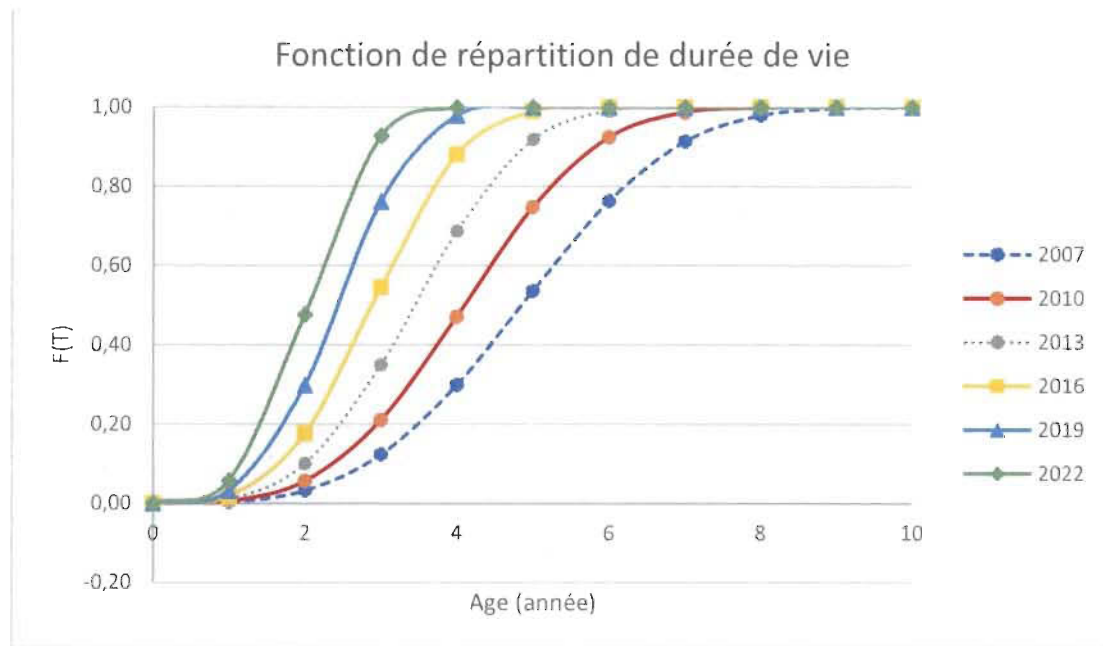


Figure 5.11. Fonction de répartition en fonction de la date de vente du téléphone intelligent

5.5 Estimation des quantités de téléphones intelligents générées d'ici 2022

La dernière étape est l'application du modèle proposé « Distribution Delay ». On va tester les deux scénarios :

- sans l'intégration du coefficient de raccourcissement de la durée de vie (cas des études classiques);
- avec l'intégration du coefficient de raccourcissement de la durée de vie.

5.5.1 Scénario 1 : prévision sans intégration du coefficient de l'obsolescence

Le tableau 5.11 présente les résultats de nombre de téléphones intelligents en fin de vie en appliquant la méthode « Distribution Delay » en adoptant le modèle logistique sélectionné pour la prévision des ventes et la fonction Weibull pour la durée de vie.

Tableau 5.11. Pr vision du nombre de t l phones intelligents en fin de vie sc nario 1

Nombre de téléphones intelligents en fin de vie en fonction de leur durée de vie												
Année de vente	Ventes (millions)	Âge (années)	1	2	3	4	5	6	7	8	9	Nombre de téléphones intelligents en fin de vie
2010	62,02		1,12	5,79	13,13	17,91	14,96	7,15	1,75	0,19	0,01	19,03
2011	94,75		1,71	8,85	20,07	27,37	22,86	10,92	2,68	0,30	0,01	27,63
2012	116,11		2,09	10,85	24,59	33,54	28,01	13,38	3,28	0,36	0,02	37,01
2013	148,01		2,67	13,83	31,35	42,75	35,71	17,06	4,19	0,46	0,02	49,20
2014	168,37		3,03	15,73	35,66	48,63	40,62	19,41	4,76	0,53	0,02	66,67
2015	182,32		3,28	17,03	38,61	52,66	43,99	21,02	5,16	0,57	0,02	89,64
2016	189,49		3,41	17,70	40,13	54,73	45,72	21,84	5,36	0,59	0,03	115,18
2017	203,04		3,66	18,97	43,00	58,65	48,99	23,40	5,74	0,64	0,03	139,68
2018	209,06		3,77	19,53	44,27	60,39	50,44	24,10	5,91	0,65	0,03	160,58
2019	213,03		3,84	19,90	45,11	61,53	51,40	24,55	6,03	0,67	0,03	176,80
2020	215,60		3,88	20,14	45,66	62,27	52,02	24,85	6,10	0,67	0,03	189,06
2021	217,24		3,91	20,30	46,01	62,75	52,41	25,04	6,15	0,68	0,03	198,68
2022	218,29		3,93	20,39	46,23	63,05	52,66	25,16	6,18	0,68	0,03	206,09
2023	218,95		3,94	20,45	46,37	63,24	52,82	25,24	6,19	0,69	0,03	211,21
2024	219,37		3,95	20,49	46,46	63,36	52,93	25,29	6,21	0,69	0,03	214,47
2025	219,63		3,96	20,52	46,51	63,44	52,99	25,32	6,21	0,69	0,03	216,53

5.5.2 Sc nario 2 : pr vision avec int gration du coefficient de l'obsolescence

Le tableau 5.12 pr sente le de nombre de t l phones intelligents en fin de vie en appliquant la m thode « Distribution Delay » en adoptant le mod le logistique s lectionn  pour la pr vision des ventes et la fonction Weibull pour la dur e de vie en int grant le coefficient de raccourcissement.

Tableau 5.12. Pr vision du nombre de t l phones intelligents en fin de vie sc nario 2

Nombre de téléphones intelligents en fin de vie en fonction de leur durée de vie											
Année de vente	Âge (années) Ventes (millions)	1	2	3	4	5	6	7	8	9	Nombre de téléphones intelligents en fin de vie
2010	62,02	2010	1,12	5,79	13,13	17,91	14,96	7,15	1,75	0,19	13,30
2011	94,75	2011	1,71	8,85	20,07	27,37	22,86	10,92	2,68	0,30	23,72
2012	116,11	2012	2,09	10,85	24,59	33,54	28,01	13,38	3,28	0,36	37,75
2013	148,01	2013	4,84	24,07	47,23	46,52	21,34	3,83	0,22	0,00	56,69
2014	168,37	2014	5,51	27,38	53,72	52,92	24,27	4,36	0,25	0,00	82,67
2015	182,32	2015	5,97	29,65	58,17	57,31	26,28	4,72	0,27	0,00	116,32
2016	189,49	2016	11,23	51,58	77,77	42,31	6,50	0,20	0,00	0,00	153,73
2017	203,04	2017	12,03	55,27	83,34	45,33	6,96	0,21	0,00	0,00	187,64
2018	209,06	2018	12,39	56,90	85,81	46,68	7,17	0,22	0,00	0,00	212,32
2019	213,03	2019	22,71	90,39	84,29	15,51	0,32	0,00	0,00	0,00	228,43
2020	215,60	2020	22,98	91,48	85,30	15,70	0,33	0,00	0,00	0,00	239,52
2021	217,24	2021	23,15	92,18	85,95	15,82	0,33	0,00	0,00	0,00	246,08
2022	218,29	2022	41,36	126,79	49,18	1,25	0,00	0,00	0,00	0,00	248,70

D'apr s les r sultats obtenus, il est clair que l'int gration du coefficient du raccourcissement de la dur e de vie caus  par l'obsolescence technologique a un effet tr s important sur les pr visions du nombre de t l phones intelligents   moyen terme. Ceci revient   la croissance du march  et au raccourcissement de la dur e de vie.

La figure 5.12 montre que le nombre de t l phones intelligents en fin de vie est en forte croissance   court terme. Cependant, il commencera   se stabiliser   partir de 2021, ce qui refl te le commencement de la saturation de march . Ces quantit s sont tr s importantes et peuvent atteindre les 248,7 millions d'unit s en 2022.

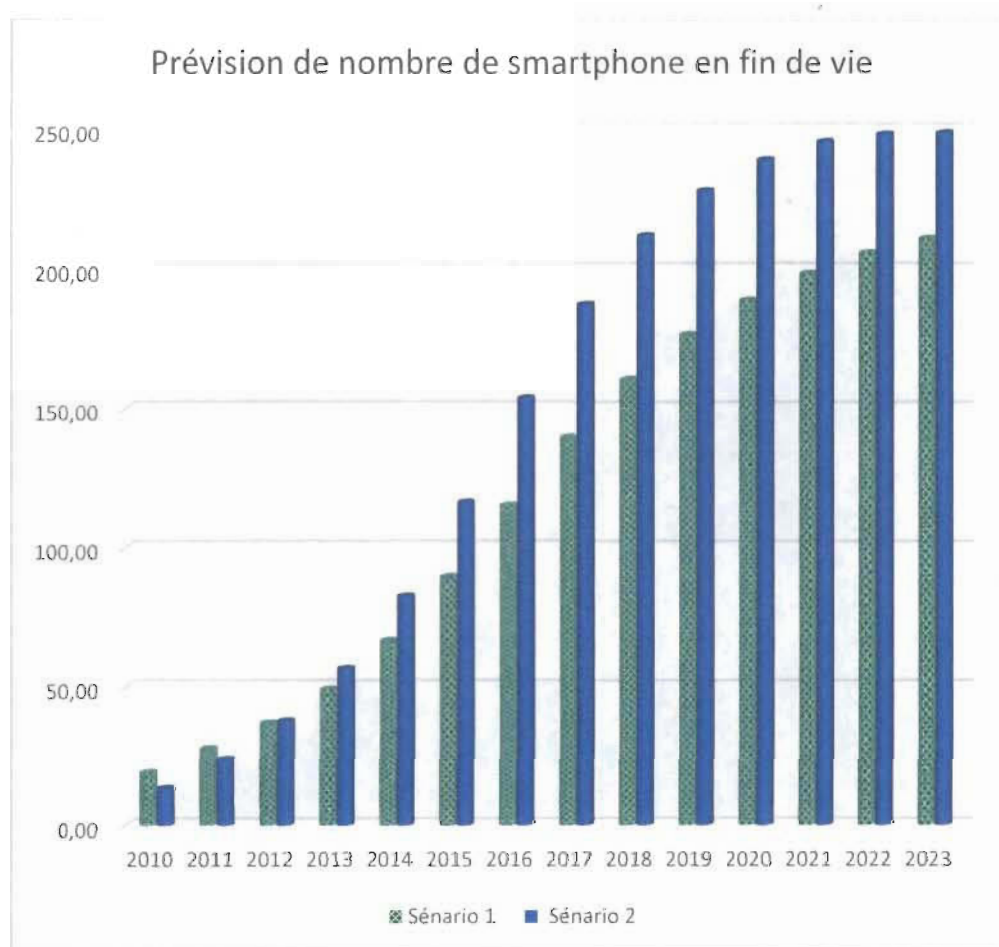


Figure 5.12. Prévision du nombre de téléphones intelligents en fin de vie entre 2010 et 2023

5.6 Potentiel des métaux récupérables par recyclage

Les estimations des quantités moyennes des métaux inclus dans un téléphone intelligent varient d'une recherche à une autre. Dans cette partie, ces valeurs seront basées sur l'étude de Christian, Romanov, Romanova et Turbini (2014) vu que ses résultats prennent en considération la variation de ces quantités au fil des années.

Selon cette étude, un téléphone intelligent contient en moyenne 0,03 g d'or, 0,06 g d'argent, 10 g de cuivre, 28 g de fer, 3,5 g de nickel, 0,8 g de zinc, 1 g d'étain et de 1,2 g d'aluminium.

En se basant sur ces estimations, la prévision des quantités de métaux récupérables par le procédé de recyclage sont présentés dans la figure 5.13 et la figure 5.14.

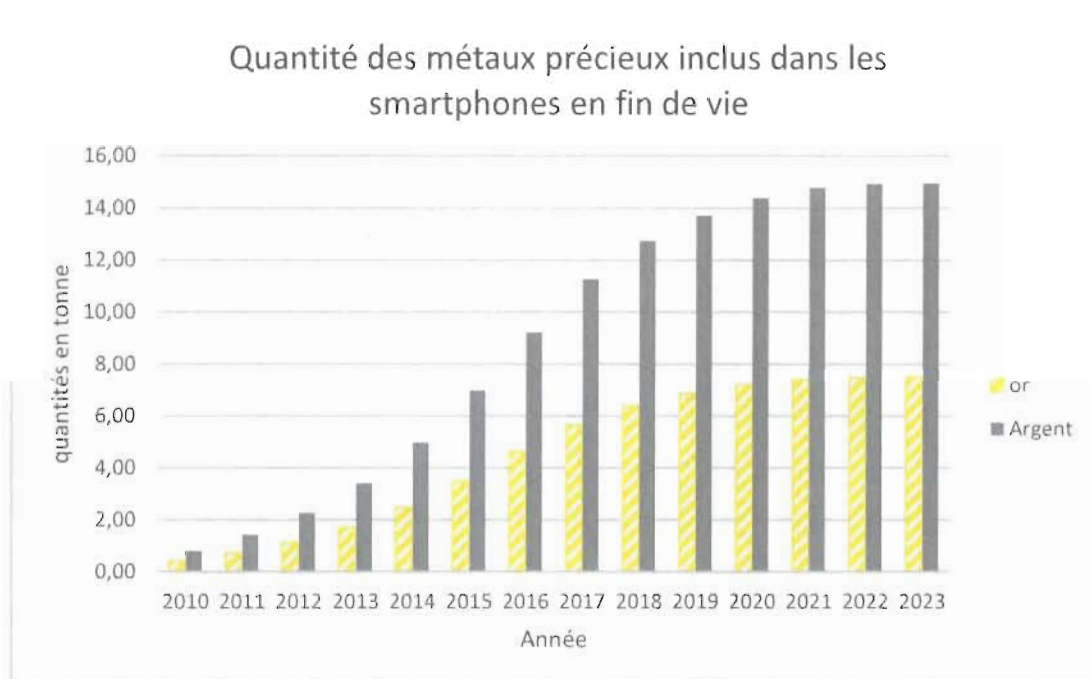


Figure 5.13. Quantité de métaux précieux inclus dans les téléphones intelligents en fin de vie

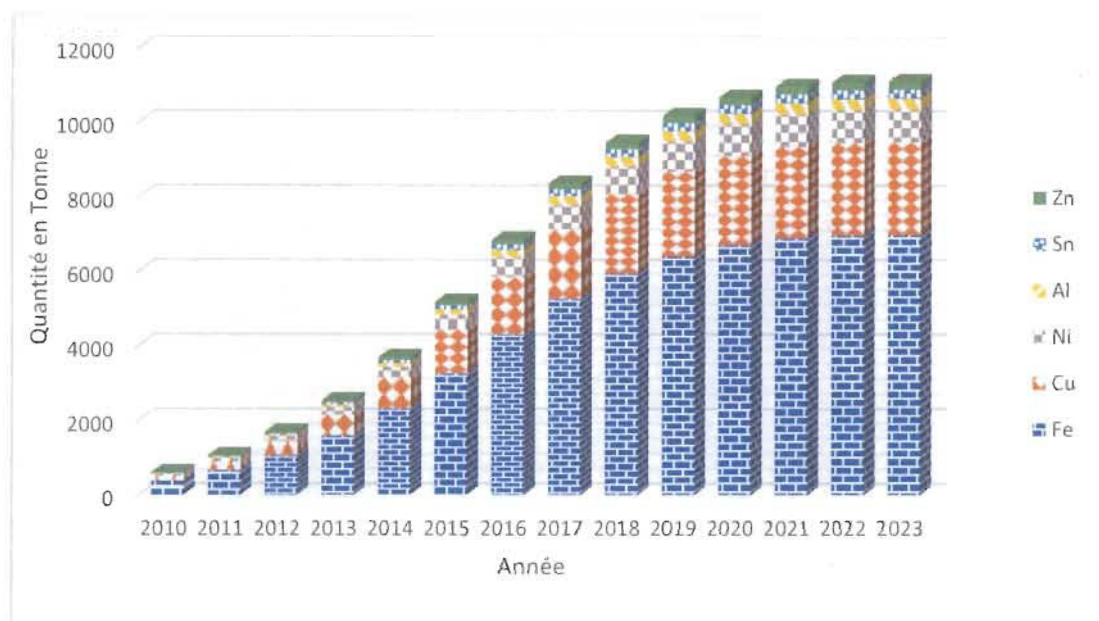


Figure 5.14. Quantité de métaux communs dans les téléphones intelligents en fin de vie

Les quantités incluses dans les téléphones intelligents en fin de vie entre 2010 et 2023 sont estimées à :

- métaux précieux : 62,9 tonnes d'or et 125,8 tonnes d'argent;
- métaux communs : 58 690 tonnes de fer, 20 960 tonnes de cuivre, 7 336 tonnes de nickel, 2 515 tonnes d'aluminium, 2 096 tonnes d'étain et 1 677 tonne de zinc.

Le potentiel économique du recyclage des téléphones intelligents en fin de vie est très élevé. Cependant, afin de récupérer cette valeur, le taux de récupération (taux de retour) doit augmenter. En effet, ce taux est présentement à 20 % au Canada.

CONCLUSION GÉNÉRALE

Atteinte des objectifs de la recherche

Cette étude a eu comme objectif de développer un modèle de prévision de la quantité de déchets électroniques générés. La concentration de cette étude a été portée sur le marché de télécommunication vu sa forte croissance et la valeur importante des métaux précieux inclus dans ses déchets.

La revue de la littérature a permis de classifier les méthodes d'estimation des DEEE et les modèles de prévision du marché selon son état et selon la disponibilité des données requises. D'après plusieurs auteurs, les meilleures méthodes d'estimation pour un marché en croissance sont les méthodes « Distribution Delay » et « Time Step ». Par la suite, le cadre conceptuel du modèle a été créé en utilisant la méthode « Distribution Delay » et les modèles de prévision qui s'adaptent aux marchés dynamiques, c'est-à-dire le modèle logistique de Gompertz et ARIMA.

D'après l'étude de cas du marché des téléphones intelligents en Amérique du Nord effectuée lors de ce travail, le modèle logistique a prouvé une bonne performance. Ceci confirme les études précédentes qui démontrent que c'est un bon modèle pour prévoir la pénétration technologique dans le cadre d'un marché dynamique. Quant à la durée de vie, c'est la distribution Weibull qui a le mieux modélisé à la fois la composante de fiabilité et la composante sociale.

Cette étude s'est différenciée en considérant la durée de vie non pas comme étant simplement une distribution mais aussi qui varie au cours du temps. Elle y intègre, en effet, un coefficient de raccourcissement de durée de vie dû à l'obsolescence technologique. Le recours à un tel coefficient dans la durée de vie influence la génération

des déchets électroniques et augmente considérablement les équipements en fin de vie à moyen et à court terme.

Résultats et contribution

Ce mémoire a comme contribution le développement d'un modèle générique pour le marché de télécommunication qu'on peut appliquer sur plusieurs équipements (routeurs, tablettes, cellulaires, etc.). L'importance d'intégrer un coefficient d'obsolescence technologique à la durée de vie des équipements a ainsi été soulignée.

Les résultats ont démontré également le potentiel économique énorme de la récupération des déchets électroniques où les quantités incluses dans les téléphones intelligents en fin de vie entre 2010 et 2023 sont estimées à 62,9 tonnes d'or et 125,8 tonnes d'argent.

Limites et contraintes

La principale contrainte de cette étude est la non disponibilité des données historiques des durées de vie moyennes des équipements pour le calcul du taux de l'obsolescence technologique. Ceci a été remplacé par un taux d'obsolescence moyen pour le marché de télécommunication obtenu à partir de la revue de la littérature.

En outre, cette étude ne considère pas le taux des retours par les clients finaux. Ce taux étant très important, il est bien discuté dans la littérature avec plusieurs modèles et calculs du seuil de remboursement afin d'encourager les utilisateurs à remettre leur appareil en fin de vie au lieu de les stocker ou les jeter. Avec le potentiel économique présent dans ces déchets, il serait judicieux de bien étudier ce taux et les facteurs qui peuvent l'améliorer.

Pistes de recherche future

En se basant sur les résultats obtenus à partir du modèle proposé, le potentiel économique récupérable par recyclage est important dans les déchets électroniques et, poussé par l'obsolescence technologique, il sera plus important les prochaines années. Ceci peut mener à d'autres avenues de recherche.

D'une part, l'étude de la tendance des clients à remettre leurs appareils en fin de vie est importante vu le taux de retour faible. Ceci peut faire l'objet d'une étude socio-économique en déterminant le remboursement optimal qui les encourage à remettre ces déchets. Ce remboursement doit prendre en compte plusieurs facteurs dont le type et la qualité des produits retournés.

D'autre part, la prévision des quantités de déchets n'était que la première contrainte dans le processus de récupération de valeurs dans le cadre d'une chaîne logistique inverse.

En effet, le développement d'un procédé de recyclage qui respecte les contraintes économiques, environnementales et de faisabilité reste un défi actuel pour les chercheurs afin de trouver un procédé qui évite l'utilisation du cyanure, cette dernière étant particulièrement néfaste, environnementalement parlant. Le choix d'une technologie éco-efficiente pour le recyclage des déchets de cartes électroniques est un problème stratégique et multicritères. Il ne se limite pas au choix du procédé de traitement métallurgique/chimique, mais il doit tenir compte des conditions et des contraintes de toute la chaîne logistique inverse en commençant par le prétraitement mécanique suivi du traitement chimique et enfin de la revente des métaux récupérés.

RÉFÉRENCES

- Agrawal, S., Singh, R.K., & Murtaza, Q. (2014). Forecasting product returns for recycling in Indian electronics industry. *Journal of Advances in Management Research*, 11(1), 102-114.
- Agrawal, S., Singh, R.K., & Murtaza, Q. (2015). A literature review and perspectives in reverse logistics. *Resources, Conservation and Recycling*, 97, 76-92. doi:10.1016/j.resconrec.2015.02.009
- Aladeojebi, T.K. (2013). Planned obsolescence. *International Journal of Scientific & Engineering Research*, 4(6), 1504-1508.
- Araujo, M.G., Magrini, A., Mahler, C.F., & Bilitewski, B. (2012). A model for estimation of potential generation of waste electrical and electronic equipment in Brazil. *Waste Management*, 32(2), 335-342. doi:10.1016/j.wasman.2011.09.020
- Baldé, C., Wang, F., Kuehr, R., & Huisman, J. (2015). *The Global E-Waste Monitor – 2014*. United Nations University, IAS-SCYCLE, Bonn, Germany.
- Barreca, S.L. (1998). Technology life-cycles and technological obsolescence. *BRCI Inc.*, juillet.
- Berenguer, C., Bouvard, K., Lesobre, R., Barros, A., & Cocquempot, V. (2015). A design approach for MFOP-based maintenance policy of multi-component systems. *9th International Conference on Mathematical Methods in Reliability: Theory, Methods, Applications-MMR2015*.
- Bosworth, D.L. (1978). The rate of obsolescence of technical knowledge. A Note. *The Journal of Industrial Economics*, 273-279.
- Chancerel, P. (2010). *Perrine: Substance Flow Analysis of the Recycling of Small Waste Electrical and Electronic Equipment - An Assessment of the Recovery of Gold and Palladium*. Thèse de doctorat, TU Berlin, tire de http://www.user.tuberlin.de/perrine.chancerel/Dissertation_PCChancerel_2010.pdf.
- Christian, B., Romanov, A., Romanova, I., & Turbini, L.J. (2014). Elemental compositions of over 80 cell phones. *Journal of Electronic Materials*, 43(11), 4199-4213.
- Chung, S.-S. (2012). Projection of waste quantities: The case of e-waste of the People's Republic of China. *Waste Management & Research*, 30(11), 1130-1137.
- Delignières, D. (2000). Séries temporelles – Modèles ARIMA. *Séminaire EA" Sport-Performance-Santé*.

- Dwivedy, M., & Mittal, R.K. (2010). Estimation of future outflows of e-waste in India. *Waste Management*, 30(3), 483-491. doi:10.1016/j.wasman.2009.09.024
- Environnement Bureau (2010). *A New Producer Responsibility Scheme for Waste Electrical and Electronic Equipment*. Document de consultation, Environment Bureau Hong Kong SAR Government.
- Fisher, J.C., & Pry, R.H. (1971). A simple substitution model of technological change. *Technological Forecasting and Social Change*, 3, 75-88.
- Geyer, R., & Jackson, T. (2004). Supply loops and their constraints: The industrial ecology of recycling and reuse. *California Management Review*, 46(2), 55-73.
- Goto, A., & Suzuki, K. (1989). R&D capital, rate of return on R&D investment and spillover of R&D in Japanese manufacturing industries. *The Review of Economics and Statistics*, 555-564.
- Guo, X., & Yan, K. (2017). Estimation of obsolete cellular phones generation: A case study of China. *Science of The Total Environment*, 575, 321-329.
- Holgersson, S., Steenari, B.-M., Björkman, M., & Cullbrand, K. (2018). Analysis of the metal content of small-size Waste Electric and Electronic Equipment (WEEE) printed circuit boards – part 1: Internet routers, mobile phones and smartphones. *Resources, Conservation and Recycling*, 133, 300-308.
- Ikhlayel, M. (2016). Differences of methods to estimate generation of waste electrical and electronic equipment for developing countries: Jordan as a case study. *Resources, Conservation and Recycling*, 108, 134-139. doi:http://dx.doi.org/10.1016/j.resconrec.2016.01.015
- Kim, S., Oguchi, M., Yoshida, A., & Terazono, A. (2013). Estimating the amount of WEEE generated in South Korea by using the population balance model. *Waste Management*, 33(2), 474-483. doi:10.1016/j.wasman.2012.07.011
- Kumar, A., & Holuszko, M. (2016). Electronic waste and existing processing routes: A Canadian perspective. *Resources*, 5(4), 35.
- Lee, C., Cho, Y., Seol, H., & Park, Y. (2012). A stochastic patent citation analysis approach to assessing future technological impacts. *Technological Forecasting and Social Change*, 79(1), 16-29.
- Li, B., Yang, J., Lu, B., & Song, X. (2015). Estimation of retired mobile phones generation in China: A comparative study on methodology. *Waste Management*, 35, 247-254. doi:10.1016/j.wasman.2014.09.008

- Liang, X., Jin, X., & Ni, J. (2014). Forecasting product returns for remanufacturing systems. *Journal of Remanufacturing*, 4(1), 1-18.
- Magalini, F., Wang, F., Huisman, J., Kuehr, R., Baldé, K., Van Straalen, V., & Akpulat, O. (2014). *Study on Collection Rates of Waste Electrical and Electronic Equipment (WEEE)*. EU Commission.
- Obeng, G.K., & Bao, H.P. (2014). Consideration of technological obsolescence in quantitative forecasting and economic life analysis. *Paper presented at the Engineering and Applied Sciences Optimization*, Kos Island, Grèce.
- Oguchi, M., Murakami, S., Tasaki, T., Daigo, I., & Hashimoto, S. (2010). Lifespan of commodities, Part II. *Journal of Industrial Ecology*, 14(4), 613-626. doi:10.1111/j.1530-9290.2010.00251.x
- Ouertani, A. (2010). *Effets des stratégies de maintenance sur la performance d'une ligne de production avec zones de stockage à capacité finie*. Mémoire de maîtrise, Université du Québec à Trois-Rivières.
- Öztürk, T. (2014). Generation and management of electrical-electronic waste (e-waste) in Turkey. *Journal of Material Cycles and Waste Management*, 17(3), 411-421. doi:10.1007/s10163-014-0258-6
- Park, G., Shin, J., & Park, Y. (2006). Measurement of depreciation rate of technological knowledge: Technology cycle time approach. *Journal of Scientific & Industrial Research*, 65, 121-127.
- Petridis, N.E., Stiakakis, E., Petridis, K., & Dey, P. (2016). Estimation of computer waste quantities using forecasting techniques. *Journal of Cleaner Production*, 112, 3072-3085. doi:10.1016/j.jclepro.2015.09.119
- Polák, M., & Drápalová, L. (2012). Estimation of end of life mobile phones generation: The case study of the Czech Republic. *Waste Management*, 32(8), 1583-1591.
- Steubing, B., Böni, H., Schluep, M., Silva, U., & Ludwig, C. (2010). Assessing computer waste generation in Chile using material flow analysis. *Waste Management*, 30(3), 473-482.
- Tebbi, O. (2005). *Estimation des lois de fiabilité en mécanique par les essais accélérés*. Université d'Angers.
- Thi, P.K.N. (2012). *Politiques de maintenance et d'investissement sous évolution technologique incertaine*. Institut de recherche en communications et en cybernétique de Nantes, École centrale de Nantes.

- Thierry, M., Salomon, M., Van Nunen, J., & Van Wassenhove, L. (1995). Strategic issues in product recovery management. *California Management Review*, 37(2), 114-136.
- Trappey, C.V., & Wu, H.-Y. (2007). An evaluation of the extended logistic, simple logistic, and Gompertz models for forecasting short lifecycle products and services. *Complex Systems Concurrent Engineering*, 793-800.
- Van der Voet, E., Kleijn, R., Huele, R., Ishikawa, M., & Verkuijlen, E. (2002). Predicting future emissions based on characteristics of stocks. *Ecological Economics*, 41(2), 223-234.
- Walk, W. (2009). Forecasting quantities of disused household CRT appliances – A regional case study approach and its application to Baden-Wurttemberg. *Waste Management*, 29(2), 945-951. doi:10.1016/j.wasman.2008.07.012
- Wang, F., Huisman, J., Stevels, A., & Baldé, C.P. (2013). Enhancing e-waste estimates: Improving data quality by multivariate input-output analysis. *Waste Management*, 33(11), 2397-2407. doi:http://dx.doi.org/10.1016/j.wasman.2013.07.005
- Yang, Y., & Williams, E. (2009). Logistic model-based forecast of sales and generation of obsolete computers in the U.S. *Technological Forecasting and Social Change*, 76(8), 1105-1114. doi:10.1016/j.techfore.2009.03.004
- Yu, J., Williams, E., Ju, M., & Yang, Y. (2010). *Forecasting Global Generation of Obsolete Personal Computers*. ACS Publications.
- Zhao, M., Zhao, C., Yu, L., Li, G., Huang, J., Zhu, H., & He, W. (2016). Prediction and analysis of WEEE in China based on the Gray Model. *Procedia Environmental Sciences*, 31, 925-934.

ANNEXE 1

Modèle Arima

Modèle ARIMA (0,0,0)

Statistiques descriptives

Variable	Observations	Obs. avec données manquantes	Obs. sans données manquantes	Minimum	Maximum	Moyenne	Écart-type
F(t)	12	0	12	13,092	189,491	91,791	66,84

Analyse descriptive (F(t))

Décalage	Auto-corrélation	Erreur standard	Borne inférieure (95 %)	Borne supérieure (95 %)	Autocorrélation partielle	Erreur standard	Borne inférieure (95 %)	Borne supérieure (95 %)
0	1,000	0,000			1,000	0,000		
1	0,800	0,289	- 0,566	0,566	0,800	0,289	- 0,566	0,566
2	0,554	0,436	- 0,854	0,854	- 0,238	0,289	- 0,566	0,566
3	0,297	0,491	- 0,962	0,962	- 0,179	0,289	- 0,566	0,566
4	0,046	0,506	- 0,991	0,991	- 0,180	0,289	- 0,566	0,566
5	- 0,177	0,506	- 0,992	0,992	- 0,153	0,289	- 0,566	0,566
6	- 0,348	0,511	- 1,000	1,000	- 0,121	0,289	- 0,566	0,566
7	- 0,419	0,531	- 1,000	1,000	0,024	0,289	- 0,566	0,566
8	- 0,424	0,558	- 1,000	1,000	- 0,046	0,289	- 0,566	0,566
9	- 0,382	0,584	- 1,000	1,000	- 0,055	0,289	- 0,566	0,566
10	- 0,292	0,604	- 1,000	1,000	- 0,002	0,289	- 0,566	0,566
11	- 0,156	0,616	- 1,000	1,000	0,058	0,289	- 0,566	0,566

Modèle ARIMA (0,1,0)

Statistiques descriptives

Variable	Observations	Obs. avec données manquantes	Obs. sans données manquantes	Minimum	Maximum	Moyenne	Écart- type
d1	11	0	11	1,171	32,730	16,036	10,485

Analyse descriptive (d1)

Décalage	Auto- corrélation	Erreur standard	Borne inférieure (95 %)	Borne supérieure (95 %)	Autocor- rélation partielle	Erreur standard	Borne inférieure (95 %)	Borne supérieure (95 %)
0	1,000	0,000			1,000	0,000		
1	0,394	0,302	– 0,591	0,591	0,394	0,302	– 0,591	0,591
2	0,088	0,345	– 0,676	0,676	– 0,080	0,302	– 0,591	0,591
3	– 0,033	0,347	– 0,680	0,680	– 0,046	0,302	– 0,591	0,591
4	– 0,419	0,347	– 0,681	0,681	– 0,455	0,302	– 0,591	0,591
5	– 0,490	0,391	– 0,766	0,766	– 0,238	0,302	– 0,591	0,591
6	– 0,157	0,443	– 0,868	0,868	0,150	0,302	– 0,591	0,591
7	– 0,046	0,448	– 0,878	0,878	0,007	0,302	– 0,591	0,591
8	0,017	0,448	– 0,879	0,879	– 0,142	0,302	– 0,591	0,591
9	0,055	0,448	– 0,879	0,879	– 0,320	0,302	– 0,591	0,591
10	0,091	0,449	– 0,880	0,880	0,023	0,302	– 0,591	0,591

Modèle ARIMA (0,2,0)

Statistiques descriptives

Variable	Observations	Obs. avec données manquantes	Obs. sans données manquantes	Minimum	Maximum	Moyenne	Écart- type
d2	10	0	10	- 11,542	20,431	0,238	11,189

Analyse descriptive (d2)

Décalage	Auto- corrélation	Erreur standard	Borne inférieure (95 %)	Borne supérieure (95 %)	Autocor- rélation partielle	Erreur standard	Borne inférieure (95 %)	Borne supérieure (95 %)
0	1,000	0,000			1,000	0,000		
1	- 0,169	0,316	- 0,620	0,620	- 0,169	0,316	- 0,620	0,620
2	- 0,157	0,325	- 0,637	0,637	- 0,191	0,316	- 0,620	0,620
3	0,260	0,333	- 0,652	0,652	0,209	0,316	- 0,620	0,620
4	- 0,186	0,352	- 0,691	0,691	- 0,148	0,316	- 0,620	0,620
5	- 0,194	0,362	- 0,710	0,710	- 0,193	0,316	- 0,620	0,620
6	0,016	0,372	- 0,730	0,730	- 0,166	0,316	- 0,620	0,620
7	- 0,003	0,372	- 0,730	0,730	- 0,013	0,316	- 0,620	0,620
8	- 0,024	0,372	- 0,730	0,730	0,007	0,316	- 0,620	0,620
9	- 0,043	0,373	- 0,730	0,730	- 0,106	0,316	- 0,620	0,620
10	0,000	0,373	- 0,731	0,731	- 0,118	0,316	- 0,620	0,620

Modèle ARIMA (1,1,0)

Statistiques descriptives

Variable	Observations	Obs. avec données manquantes	Obs. sans données manquantes	Minimum	Maximum	Moyenne	Écart-type
F(t)	12	0	12	13,092	189,491	91,791	66,847

Résultats de la modélisation ARIMA de la série F(t)

Résultats après optimisation (F(t))

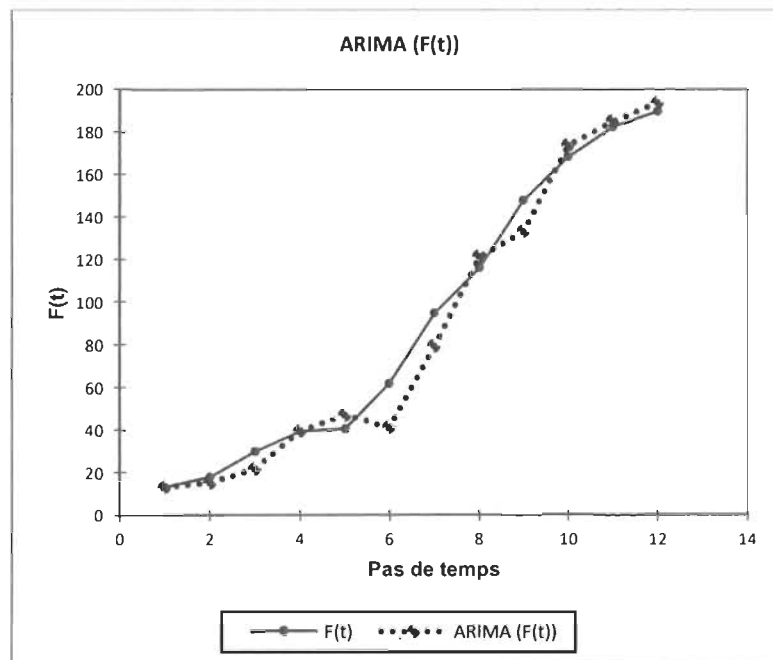
Coefficients d'ajustement	
Observations	11
DDL	9
SCE	1068,32955
MCE	97,1208684
RMCE	9,85499205
Variance BB	97,1208684
MAPE(Diff)	90,0338182
MAPE	10,8042851
-2Log(Vrais.)	82,5988869
FPE	116,545042
AIC	86,5988869
AICC	88,0988869
SBC	87,3946774
Itérations	32

Paramètres du modèle

Paramètre	Valeur	Écart-type Hess.	Borne inférieure (95 %)	Borne supérieure (95 %)	Écart-type asympt.	Borne inférieure (95 %)	Borne supérieure (95 %)
AR (1)	0,806	0,139	0,534	1,077	0,179	0,455	1,156

Prédictions et résidus

Observations	F(t)	ARIMA(F(t))	Résidus	Résidus normalisés
1	13,092	13,092	0,000	0,000
2	17,881	15,043	2,838	0,288
3	29,802	21,739	8,063	0,818
4	39,242	39,404	- 0,163	- 0,017
5	40,413	46,846	- 6,433	- 0,653
6	62,015	41,357	20,658	2,096
7	94,745	79,417	15,329	1,555
8	116,106	121,111	- 5,005	- 0,508
9	148,010	133,313	14,696	1,491
10	168,371	173,709	- 5,338	- 0,542
11	182,325	184,774	- 2,449	- 0,248
12	189,491	193,565	- 4,074	- 0,413



Modèle ARIMA (1,1,1)

Statistiques descriptives

Variable	Observations	Obs. avec données manquantes	Obs. sans données manquantes	Minimum	Maximum	Moyenne	Écart- type
F(t)	12	0	12	13,092	189,491	91,791	66,84

Résultats de la modélisation ARIMA de la série F(t)

Résultats après optimisation (F(t))

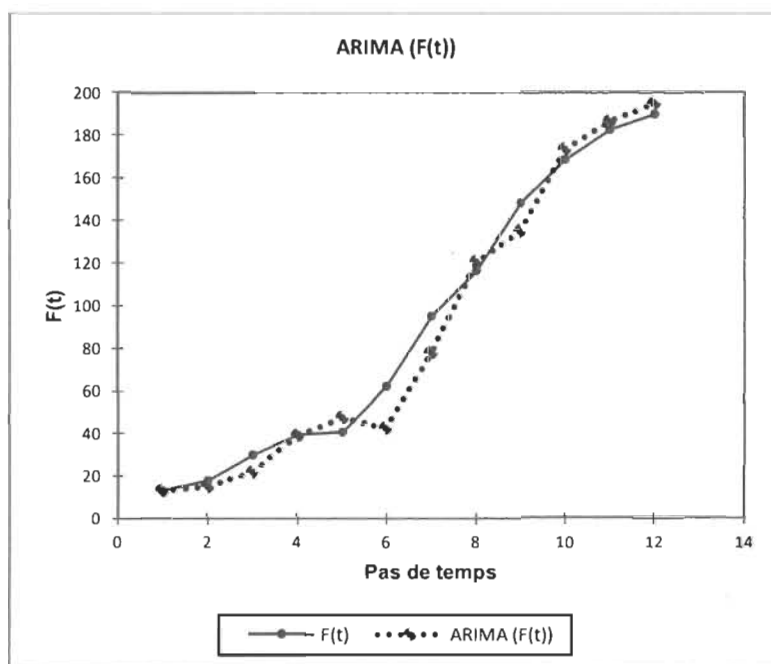
Coefficients d'ajustement	
Observations	11
DDL	8
SCE	1057,76287
MCE	96,1602608
RMCE	9,80613383
Variance BB	96,1602608
MAPE(Diff)	94,3648548
MAPE	10,9103418
-2Log(Vrais.)	82,4806792
FPE	115,392313
AIC	88,4806792
AICC	91,9092506
SBC	89,674365
Itérations	179

Paramètres du modèle

Paramètre	Valeur	Écart-type Hess.	Borne inférieure (95 %)	Borne supérieure (95 %)	Écart- type asympt.	Borne inférieure (95 %)	Borne supérieure (95 %)
AR (1)	0,847	0,159	0,535	1,159	0,199	0,456	1,238
MA (1)	-0,136	0,377	-0,875	0,603	0,372	-0,864	0,593

Prédictions et résidus

Observations	F(t)	ARIMA(F(t))	Résidus	Résidus normalisés
1	13,092	13,092	0,000	0,000
2	17,881	15,014	2,867	0,292
3	29,802	21,752	8,050	0,821
4	39,242	38,812	0,430	0,044
5	40,413	47,179	- 6,766	- 0,690
6	62,015	42,324	19,691	2,008
7	94,745	77,638	17,107	1,745
8	116,106	120,144	- 4,038	- 0,412
9	148,010	134,746	13,263	1,353
10	168,371	173,230	- 4,859	- 0,495
11	182,325	186,276	- 3,952	- 0,403
12	189,491	194,679	- 5,188	- 0,529



Modèle ARIMA (0,1,1)

Statistiques descriptives

Variable	Observations	Obs. avec données manquantes	Obs. sans données manquantes	Minimum	Maximum	Moyenne	Écart-type
F(t)	12	0	12	13,092	189,491	91,791	66,847

Résultats de la modélisation ARIMA de la série F(t)

Résultats après optimisation (F(t))

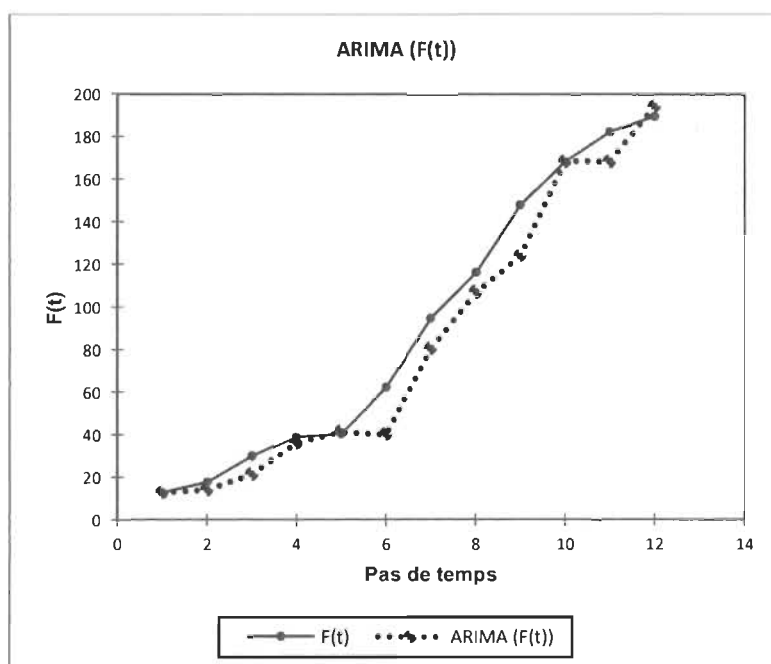
Coefficients d'ajustement	
Observations	11
DDL	9
SCE	1619,81358
MCE	147,25578
RMCE	12,1348993
Variance BB	147,25578
MAPE(Diff)	63,3138444
MAPE	11,8234618
-2Log(Vrais.)	87,5424712
FPE	147,25578
AIC	91,5424712
AICC	93,0424712
SBC	92,3382618
Itérations	32

Paramètres du modèle

Paramètre	Valeur	Écart-type Hess.	Borne inférieure (95 %)	Borne supérieure (95 %)	Écart-type asympt.	Borne inférieure (95 %)	Borne supérieure (95 %)
MA (1)	0,875	0,382	0,127	1,624	0,146	0,590	1,161

Prédictions et résidus

Observations	F(t)	ARIMA(F(t))	Résidus	Résidus normalisés
1	13,092	13,092	0,000	0,000
2	17,881	14,278	3,603	0,297
3	29,802	21,531	8,271	0,682
4	39,242	36,339	2,902	0,239
5	40,413	41,505	- 1,091	- 0,090
6	62,015	40,401	21,615	1,781
7	94,745	80,603	14,143	1,165
8	116,106	106,968	9,138	0,753
9	148,010	124,310	23,699	1,953
10	168,371	168,436	- 0,064	- 0,005
11	182,325	168,437	13,888	1,144
12	189,491	194,345	- 4,854	- 0,400



ANNEXE 2

Modèle logistique et de Gompertz

Modèle logistique

Statistiques descriptives

Variable	Observations	Obs. avec données manquantes	Obs. sans données manquantes	Minimum
F(t)	12	0	12	13,092
X1	12	0	12	1,000

Régression non linéaire de la variable F(t)

Coefficients d'ajustement	
Observations	12,000
DDL	9,000
R ²	0,994
SCE	310,252
MCE	34,472
RMCE	5,871
Itérations	14,000

Paramètres du modèle

Paramètre	Valeur	Erreur standard
pr1	- 3,568	0,195
pr2	0,465	0,038
pr3	220,079	11,806

Équation du modèle : $F(t) = 220,0794417413 / (1 + \text{Exp}(+3,56767403549 - 0,46503737019 * X1))$

Prédictions et résidus

Observations	X1	F(t)	Préd(F(t))	Résidus
Obs1	1,000	13,092	9,463	3,629
Obs2	2,000	17,881	14,692	3,189
Obs3	3,000	29,802	22,501	7,300
Obs4	4,000	39,242	33,779	5,463
Obs5	5,000	40,413	49,299	- 8,885
Obs6	6,000	62,015	69,296	- 7,281
Obs7	7,000	94,745	92,989	1,756
Obs8	8,000	116,106	118,421	- 2,315
Obs9	9,000	148,010	142,983	5,027
Obs10	10,000	168,371	164,400	3,971
Obs11	11,000	182,325	181,475	0,850
Obs12	12,000	189,491	194,139	- 4,648

Modèle de Gompertz

Statistiques descriptives

Variable	Observations	Obs. avec données manquantes	Obs. sans données manquantes	Minimum
F(t)	12	0	12	13,092
X1	12	0	12	1,000

Régression non linéaire de la variable F(t)

Coefficients d'ajustement	
Observations	12,000
DDL	9,000
R ²	0,987
SCE	643,574
MCE	71,508
RMCE	8,456
Itérations	13,000

Paramètres du modèle

Paramètre	Valeur
pr1	306,199
pr2	4,775
pr3	0,200

Équation du modèle : $F(t) = 306,198624905 * \text{Exp}(-4,7751267808 * \exp(-0,19999606637 * X1))$

Prédictions et résidus

Observations	X1	F(t)	Préd(F(t))	Résidus
Obs1	1,000	13,092	6,139	6,953
Obs2	2,000	17,881	12,470	5,411
Obs3	3,000	29,802	22,277	7,525
Obs4	4,000	39,242	35,823	3,419
Obs5	5,000	40,413	52,854	- 12,441
Obs6	6,000	62,015	72,672	- 10,657
Obs7	7,000	94,745	94,318	0,428
Obs8	8,000	116,106	116,760	- 0,654
Obs9	9,000	148,010	139,057	8,953
Obs10	10,000	168,371	160,447	7,924
Obs11	11,000	182,325	180,388	1,936
Obs12	12,000	189,491	198,547	- 9,056

ANNEXE 3

Distributions des durées de vie

Weibull

Méthode d'estimation : maximum de vraisemblance

Loi : Weibull

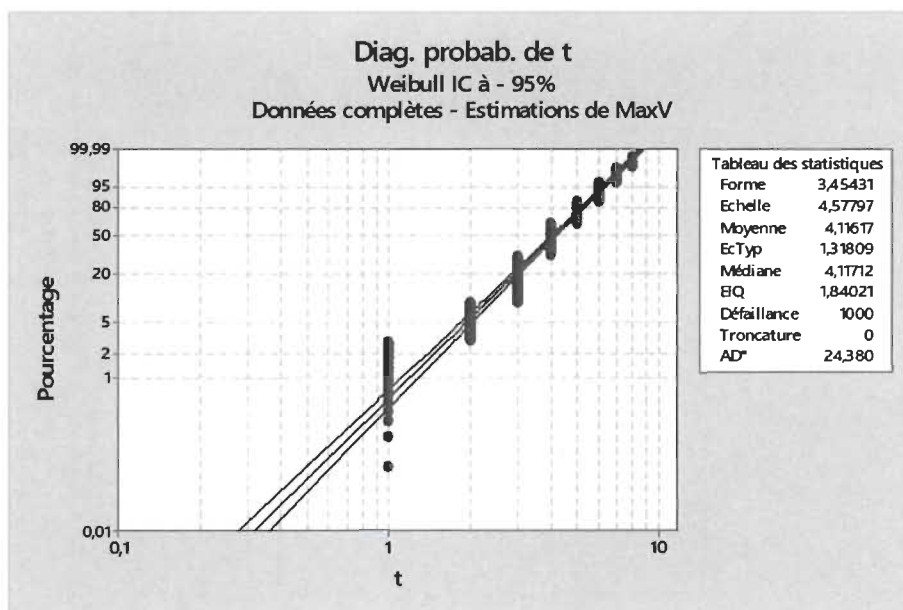
Estimations des paramètres

Paramètre	Estimation	Erreur type	IC normal de 95,0 %	
			Inférieur	Supérieur
Forme	3,45431	0,0844602	3,29268	3,62388
Echelle	4,57797	0,0441036	4,49234	4,66524

Log de vraisemblance = - 1690,921

Caractéristiques de la loi de distribution

	Estimation	Erreur type	IC normal de 95,0 %	
			Inférieur	Supérieur
Moyenne (MTTF)	4,11617	0,0416023	4,03543	4,19852
Écart type	1,31809	0,0262817	1,26757	1,37062
Médiane	4,11712	0,0441726	4,03145	4,20461
Premier quartile (Q1)	3,19178	0,0477180	3,09961	3,28669
Troisième quartile (Q3)	5,03199	0,0461959	4,94225	5,12335
Etendue interquartile (EIQ)	1,84021	0,0381775	1,76689	1,91658



Normale

Méthode d'estimation : maximum de vraisemblance

Loi : Normale

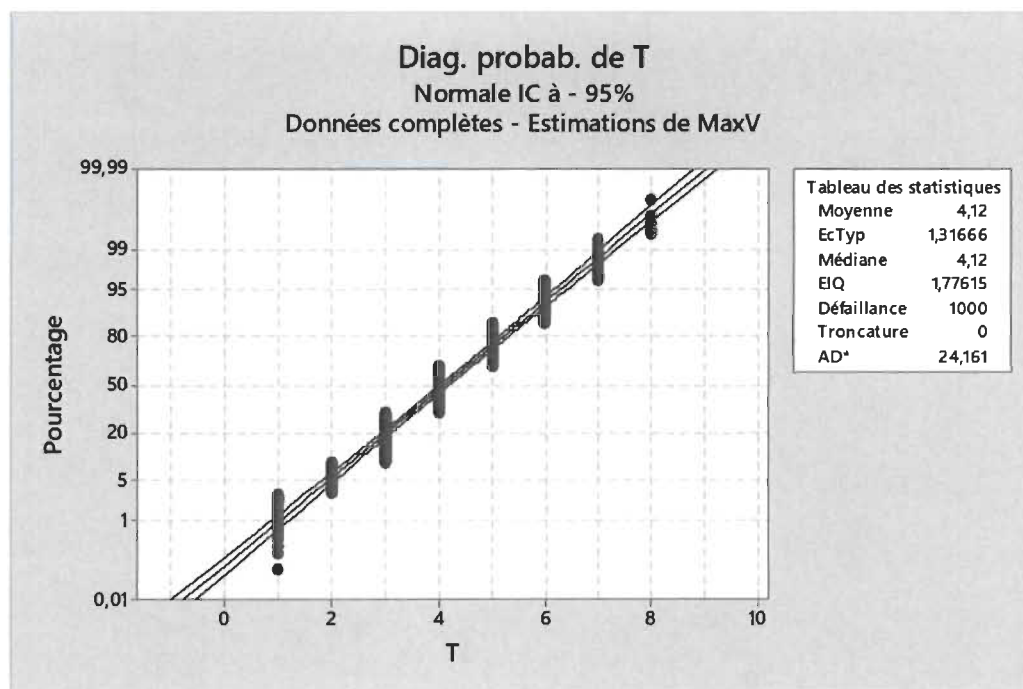
Estimations des paramètres

Paramètre	Estimation	Erreur type	IC normal de 95,0 %	
			Inférieur	Supérieur
Moyenne	4,12	0,0416365	4,03839	4,20161
EcTyp	1,31666	0,0294415	1,26020	1,37565

Log de vraisemblance = - 1694,039

Caractéristiques de la loi de distribution

	Estimation	Erreur type	IC normal de 95,0 %	
			Inférieur	Supérieur
Moyenne (MTTF)	4,12	0,0416365	4,03839	4,20161
Écart type	1,31666	0,0294415	1,26020	1,37565
Médiane	4,12	0,0416365	4,03839	4,20161
Premier quartile(Q1)	3,23192	0,0461296	3,14151	3,32234
Troisième quartile(Q3)	5,00808	0,0461296	4,91766	5,09849
Étendue interquartile(EIQ)	1,77615	0,0397159	1,69999	1,85572



Exponentielle

Méthode d'estimation : maximum de vraisemblance

Loi : Exponentielle

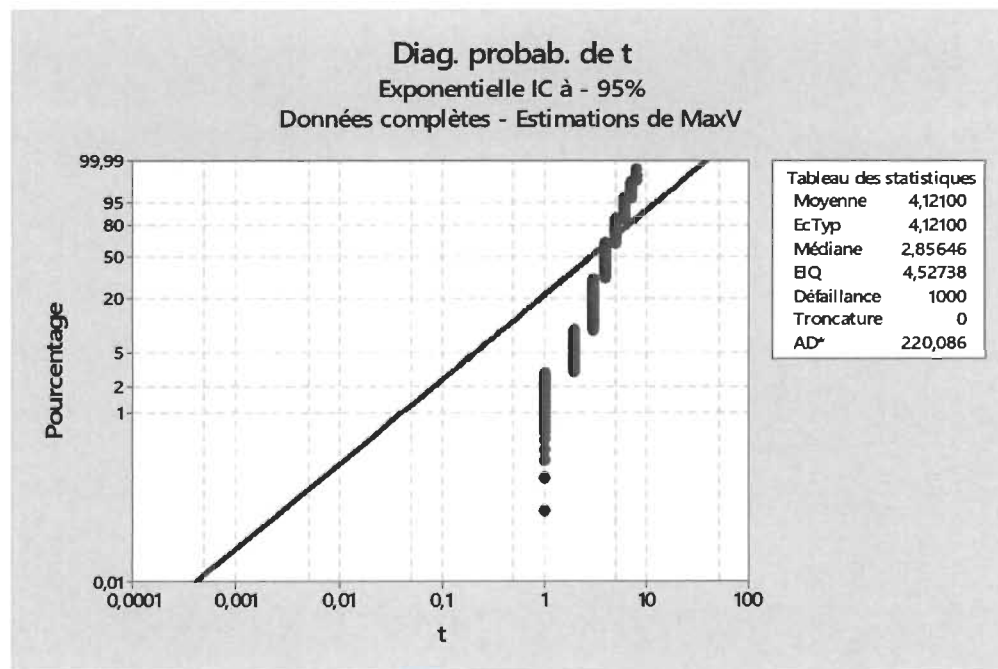
Estimations des paramètres

Paramètre	Estimation	Erreur type	IC normal de 95,0 %	
			Inférieur	Supérieur
Moyenne	4,12100	0,130317	3,87334	4,38450

Log de vraisemblance = - 2416,096

Caractéristiques de la loi de distribution

	Estimation	Erreur type	IC normal de 95,0 %	
			Inférieur	Supérieur
Moyenne (MTTF)	4,12100	0,130317	3,87334	4,38450
Écart type	4,12100	0,130317	3,87334	4,38450
Médiane	2,85646	0,0903292	2,68479	3,03910
Premier quartile (Q1)	1,18554	0,0374900	1,11429	1,26134
Troisième quartile (Q3)	5,71292	0,180658	5,36958	6,07821
Étendue interquartile (EIQ)	4,52738	0,143168	4,25530	4,81686



log-normale

Méthode d'estimation : maximum de vraisemblance

Loi : log-normale

Estimations des paramètres

Paramètre	Estimation	Erreur type	IC normal de 95,0 %	
			Inférieur	Supérieur
Emplacement	1,35449	0,0119609	1,33105	1,37794
Échelle	0,378235	0,0084576	0,362017	0,395181

Log de vraisemblance = - 1801,194

Caractéristiques de la loi de distribution

	Estimation	Erreur type	IC normal de 95,0 %	
			Inférieur	Supérieur
Moyenne (MTTF)	4,16212	0,0515323	4,06234	4,26436
Écart type	1,63228	0,0484969	1,53994	1,73016
Médiane	3,87480	0,0463459	3,78502	3,96671
Premier quartile (Q1)	3,00230	0,0397852	2,92533	3,08130
Troisième quartile (Q3)	5,00086	0,0662692	4,87265	5,13245
Étendue interquartile (EIQ)	1,99856	0,0515341	1,90007	2,10216

